СТОПАНСКА АКАДЕМИЯ ”Д. А. ЦЕНОВ” – СВИЩОВ

ЮБИЛЕЙНА МЕЖДУНАРОДНА НАУЧНА КОНФЕРЕНЦИЯ

ПРИЛОЖЕНИЕ НА ИЗКУСТВЕНИЯ ИНТЕЛЕКТ В БИЗНЕСА И ОБРАЗОВАНИЕТО

9 - 10 октомври 2026 г.
Свищов

ЮБИЛЕЙНА МЕЖДУНАРОДНА НАУЧНА КОНФЕРЕНЦИЯ

ПРИЛОЖЕНИЕ НА ИЗКУСТВЕНИЯ ИНТЕЛЕКТ В БИЗНЕСА И ОБРАЗОВАНИЕТО

Програмен комитет:
Доц. д-р Марин Маринов
Проф. д-р Атанас Атанасов
Доц. д-р Ваня Григорова
Проф. д-р Красимир Шишманов
Доц. д-р Веселин Попов
Проф. д-р Йото Йотов
Проф. д.и.н. Сергей Охрименко
Проф. д-р Дариуш Новак
Проф. д-р Татяна Спасеска

Организационен комитет:
Проф. д-р Красимир Шишманов
Доц. д-р Веселин Попов
Доц. д-р Петя Попова
Доц. д-р Наталия Маринова
Доц. д-р Кремена Маринова-Костова
Гл. ас. д-р Ангелин Лалев
Гл. ас. д-р Асен Божиков
Гл. ас. д-р Емил Цанов
Гл. ас. д-р Искрен Таиров
Гл. ас. д-р Юрий Кузнецов

Редакционен съвет:
Проф. д-р Красимир Шишманов
Доц. д-р Веселин Попов
Доц. д-р Петя Попова
Доц. д-р Наталия Маринова
Доц. д-р Кремена Маринова-Костова

Рецензенти:
Проф. д-р Красимир Шишманов - *Стопанска академия „Д. А. Ценов“, Свищов*
Доц. д-р Веселин Попов - *Стопанска академия „Д. А. Ценов“, Свищов*
Доц. д-р Петя Попова - *Стопанска академия „Д. А. Ценов“, Свищов*
Доц. д-р Наталия Маринова - *Стопанска академия „Д. А. Ценов“, Свищов*
Доц. д-р Кремена Маринова-Костова - *Стопанска академия „Д. А. Ценов“, Свищов*

Сборникът е разработен и публикуван в изпълнение на дейностите по проект № НФ1-2026 „Приложение на изкуствения интелект в бизнеса и образованието“, финансиран със средства от държавната субсидия за присъщата на Стопанска академия „Д. А. Ценов“ научна дейност за 2026 г.

Авторите носят цялата отговорност за изразените мнения и становища, за обосноваността, достоверността и оригиналността на своите материали.

© Академично издателство „Ценов“ – Свищов

ISBN 978-954-23-2673-1

Съдържание

INTELLIGENT AUTOMATION IN ENTERPRISE DIGITAL TRANSFORMATION: IMPLEMENTATION PRIORITIES, BARRIERS, AND PERCEIVED ORGANIZATIONAL EFFECTS
Associate Professor, DSc Dariusz Nowak, PhD
Aleksandar Lichev, PhD Sebastian Narojczyk 7

ПАРАДОКСИ НА ИЗКУСТВЕНИЯ ИНТЕЛЕКТ
Проф. д-р Владимир Сълов 22

ПРИЛОЖЕНИЕ НА ИЗКУСТВЕНИЯ ИНТЕЛЕКТ ПРИ ПОДДЪРЖАНЕ НА КИБЕРСИГУРНОСТТА НА ОРГАНИЗАЦИИТЕ
Доц. д-р Росен Кирилов 28

ДВУМЕРНА КЛАСИФИКАЦИЯ НА АГЕНТИТЕ С ИЗКУСТВЕН ИНТЕЛЕКТ ВЪВ ВЕРИГАТА ЗА ДОСТАВКИ
Доц. д-р Петя Емилова, Доц. Веселин Попов 35

A LIFECYCLE MODEL OF ILLICIT IT PRODUCTS AND SERVICES IN SHADOW DIGITAL ECONOMY
Professor, DSC, Ohrimenco Serghei Professor, DSC, Dinara Orlova,
PhD Student Ghenadie Belinschi 46

ВЪЗДЕЙСТВИЕ НА ИЗКУСТВЕНИЯ ИНТЕЛЕКТ ВЪРХУ ОПТИМИЗАЦИЯТА ЗА ТЪРСЕЩИ МАШИНИ
Проф. д-р Снежана Сълова 58

ARTIFICAL INTELLIGENCE IN EDUCATION: TRANSFORMING LEARNING AND TEACHING
Associate Professor, PhD Olga Pugacheva 65

ПРИЛОЖЕНИЕ НА ИЗКУСТВЕНИЯ ИНТЕЛЕКТ ПРИ ВЗЕМАНЕ НА РЕШЕНИЯ В МАРКЕТИНГОВАТА ДИСТРИБУЦИЯ
Доц. д-р Ваня Григорова 72

ИЗКУСТВЕН ОБЩ ИНТЕЛЕКТ – ВЪЗМОЖНОСТИ ЗА ВЪЗПИРАНЕ НА СВРЪХИЗПОЛЗВАНЕТО МУ
Доц. д-р Ваня Лазарова 81

AI AS A CATALYST FOR DEVELOPING THE SKILLS OF THE FUTURE: CHALLENGES AND OPPORTUNITIES
Assoc. Prof. Iskra Panteleeva, PhD 88

ИЗКУСТВЕНИЯТ ИНТЕЛЕКТ В СЪЗДАВАНЕТО НА НАУЧНИ ПУБЛИКАЦИИ: МЕЖДУ ПОДПОМАГАНЕТО И ОГРАНИЧАВАНЕТО НА КРЕАТИВНОСТТА
Доц. д-р Кремена Маринова-Костова 96

ПРЕДИЗВИКАТЕЛСТВА НА ИЗПОЛЗВАНЕТО НА ГЕНЕРАТИВНИ СИСТЕМИ С ИЗКУСТВЕН ИНТЕЛЕКТ В ОБРАЗОВАНИЕТО
Доц. д-р Наталия Маринова 103

ИНФОРМАЦИОННА СТОЙНОСТ НА МЕТАДАННИТЕ НА БЪЛГАРСКИТЕ НОВИНАРСКИ КАНАЛИ В YOUTUBE
доц. д-р Пламен Милев, гл.ас. д-р Явор Табов 111

ПОСТКВАНТОВА КРИПТОГРАФИЯ В ЕЛЕКТРОННИТЕ ТРАНСАКЦИИ И БИЗНЕС КОМУНИКАЦИИТЕ
Гл. ас. д-р Ангелин Лалев 119

ЕСТЕСТВЕНИЯТ ЕЗИК КАТО ИНТЕРФЕЙС ЗА СОФТУЕРНА РАЗРАБОТКА: АПРОБАЦИЯ НА CODEX ПРИ ЗАДАЧИ ЗА ПОДДРЪЖКА
Гл. ас. д-р Борис Банков, Цветелина Мошева 127

МОДЕЛ ЗА АДАПТИРАНЕ НА ПРЕДВАРИТЕЛНО ДЕФИНИРАНО УЧЕБНО СЪДЪРЖАНИЕ В УНИВЕРСИТЕТСКИ КУРСОВЕ
Гл. ас. д-р Венко Андонов, Гл. ас. д-р Ивона Велкова 137

BIG DATA ARCHITECTURES FOR AI-DRIVEN BUSINESS DECISION MAKING
Chief Assist. Dr. Gabriela Naskova-Uchkunova 147

SCHEMA-AWARE VALIDATION AS A GOVERNANCE MECHANISM FOR ERP-BASED KPI ANALYTICS
Chief Assist. Dr. Geno Stefanov 155

ОТ СУРОВИТЕ ГРАДСКИ ДАННИ КЪМ ИНТЕЛИГЕНТНА SMART CITY СРЕДА
Гл. ас. д-р Емил Цанов 163

ДИГИТАЛНИТЕ ДВОЙНИЦИ КАТО ИНСТРУМЕНТ ЗА РАЗВИТИЕ НА ИНДУСТРИАЛНИТЕ ПРЕДПРИЯТИЯ
Гл. ас. д-р Ивайло Костов 174

ЕЛЕКТРОННИЯТ БИЗНЕС В БЪЛГАРИЯ В КОНТЕКСТА НА ЕВРОПЕЙСКИЯ СЪЮЗ: АНАЛИЗ НА ДИГИТАЛНОТО ИЗОСТАВАНЕ И НЕГОВИТЕ СТРУКТУРНИ ДЕТЕРМИНАНТИ
гл. ас. д-р Иван Маринов 181

КИБЕРСИГУРНОСТ, УПРАВЛЯВАНА ОТ ИЗКУСТВЕН ИНТЕЛЕКТ: АВТОМАТИЗИРАНА ДЕТЕКЦИЯ И ЗАЩИТА
Гл. ас. д-р Искрен Таиров 191

ОТ ЕВРОПЕЙСКА РЕГУЛАЦИЯ КЪМ ИНСТИТУЦИОНАЛНА ПРАКТИКА: УПРАВЛЕНИЕ НА ИЗКУСТВЕНИЯ ИНТЕЛЕКТ В БЪЛГАРСКОТО ВИСШЕ ОБРАЗОВАНИЕ
Гл. ас. д-р Латинка Тодоранова, Гл. ас. д-р Бонимир Пенчев 197

ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN ENTERPRISE RESOURCE PLANNING FOR INTELLIGENT BUSINESS DECISION SUPPORT
Chief Assistant, PhD, Mariana Boykova Kovacheva 207

МОДЕЛИ ЗА ИКОНОМИЧЕСКО ПЛАНИРАНЕ, ПОДПОМОГНАТИ ОТ ИЗКУСТВЕН ИНТЕЛЕКТ
Гл. ас. д-р Надежда Веселинова 215

ИЗКУСТВЕНИЯТ ИНТЕЛЕКТ В СФЕРАТА НА ЛИДЕРСТВОТО
Гл. ас. д-р Надежда Стефанова 223

ИЗМЕРВАНЕ И ОЦЕНКА НА ЦИКЛОМАТИЧНАТА СЛОЖНОСТ ПРИ МОДЕРНИЗАЦИЯ НА УЕБ ПРИЛОЖЕНИЕ ЗА УПРАВЛЕНИЕ НА НАУЧНИ ПУБЛИКАЦИИ
Гл. ас. д-р Олга Маринова, Вероника Ненкова 231

ПРИЛОЖЕНИЕ НА АРХИТЕКТУРИТЕ ЗА МУЛТИМОДАЛЕН СЕНТИМЕНТ АНАЛИЗ В ИНТЕЛИГЕНТНИТЕ ОБРАЗОВАТЕЛНИ СИСТЕМИ
Гл. ас. д-р Станимира Йорданова 241

TRANSFORMING MARKETING BUSINESS MODELS THROUGH GENERATIVE AI: STRATEGIC INTEGRATION, PROCESS AUTOMATION, AND VALUE CO-CREATION
Assistant Professor Steliana Vasileva, PhD 254

ЕЗИКОВАТА ДИНАМИКА В ДИГИТАЛНАТА СРЕДА: ГЕНЕРАТИВНИЯТ ИИ, НОВАТА ЛЕКСИКА И БЕЗЛИЧНИТЕ КОНСТРУКЦИИ В ОБРАЗОВАТЕЛЕН КОНТЕКСТ
Ас. Анита Тодоранова 265

ИЗКУСТВЕН ИНТЕЛЕКТ И ЯДРЕНА ЕНЕРГЕТИКА – ПРИЛОЖЕНИЯ, ПРЕДИЗВИКАТЕЛСТВА И СТРАТЕГИЧЕСКИ ВЪЗМОЖНОСТИ ЗА БЪЛГАРИЯ
Д-р Борислав Боев 274

ОТ ДАННИ КЪМ РЕШЕНИЯ: ПРИЛОЖЕНИЕ НА ИЗКУСТВЕНИЯ ИНТЕЛЕКТ В БИЗНЕСА
Д-р Деница Бозева 282

ДИГИТАЛИЗАЦИЯ НА ДОКУМЕНТООБОРОТА В ЗЕМЕДЕЛСКИТЕ КООПЕРАЦИИ
Докторант Атанас Атанасов 291

ТЕХНОЛОГИЧЕН ПОТЕНЦИАЛ И НАУЧНО-ПРИЛОЖНИ ПРЕДИМСТВА НА ГОЛЕМИТЕ ЕЗИКОВИ МОДЕЛИ ПРИ АВТОМАТИЗИРАНАТА ОБРАБОТКА НА ФИНАНСОВИ ДОКУМЕНТИ
Докторант Диян Николаев 298

АДМИНИСТРАТИВНИТЕ ПРОЦЕСИ В ЛЕЧЕБНИТЕ ЗАВЕДЕНИЯ И НЕОБХОДИМОСТТА ОТ ТЯХНАТА ДИГИТАЛНА ТРАНСФОРМАЦИЯ
Докторант Йоан Денев 306

ЕФЕКТИ ОТ ВНЕДРЯВАНЕТО НА ИЗКУСТВЕН ИНТЕЛЕКТ В ИНФОРМАЦИОННИТЕ СИСТЕМИ НА МАЛКИТЕ И СРЕДНИТЕ ПРЕДПРИЯТИЯ
Докторант Йоанна Бакалова 314

SOLVING CHALLENGES IN MODERN EDUCATION THROUGH FEDERATED PEER-TO-PEER SYSTEMS
PhD Candidate Lora Parvanova 321

ПРИЛОЖЕНИЕ НА ИЗКУСТВЕНИЯ ИНТЕЛЕКТ ПРИ УПРАВЛЕНИЕТО НА ПИТЕЙНИТЕ ВОДИ В БЪЛГАРИЯ
Десислава Стоянова 329

AI ГРАМОТНОСТ КАТО НОВА КЛЮЧОВА КОМПЕТЕНТНОСТ
Цветелин Борисов, Лилия Георгиева 336

ВНЕДРЯВАНЕ НА БИЗНЕС ИНФОРМАЦИОННИТЕ СИСТЕМИ - ПРОБЛЕМИ, ЕФЕКТИВНОСТ И ОЦЕНКИ ЗА ВЪЗВРАЩАЕМОСТ НА ИНВЕСТИЦИИТЕ
Ивайла Петкова 343

СРАВНИТЕЛЕН АНАЛИЗ НА ПЛАТФОРМИ ЗА ЕЛЕКТРОННА ТЪРГОВИЯ
Никол Господинова 350

ИЗПОЛЗВАНЕ НА КОМПЮТЪРНО ЗРЕНИЕ ЗА ПОДПОМАГАНЕ НА СПОРТНОТО ОБУЧЕНИЕ ПО БАСКЕТБОЛ
проф. д.н. Павел Петров, докторант Георги Пенчев 356

INTELLIGENT AUTOMATION IN ENTERPRISE DIGITAL TRANSFORMATION: IMPLEMENTATION PRIORITIES, BARRIERS, AND PERCEIVED ORGANIZATIONAL EFFECTS

Associate Professor, DSc Dariusz Nowak[1]
PhD Aleksandar Lichev[2]
PhD Sebastian Narojczyk[3]

Abstract: *This study examines the implementation priorities, barriers, and perceived organizational effects of intelligent automation in enterprise digital transformation. Based on a survey of 137 Polish enterprises, principal component analysis identified five priority components, five barrier components, and six perceived-effect components.*

Key words: *intelligent automation, digital transformation, process automation, implementation barriers, data quality.*

JEL: O33, M15, M21

1. Introduction

Contemporary enterprises operate under increasing technological, cost, regulatory, and organizational pressure. The digitalization of business processes, the growing importance of data, labor shortages, and the complexity of the market environment are prompting organizations to seek solutions that enhance operational efficiency, flexibility, and responsiveness to change. One of the significant directions of these transformations is intelligent automation, encompassing, inter alia, Robotic Process Automation, Business Process Management, artificial intelligence, and machine learning.

Business process automation is increasingly perceived not only as a tool for reducing costs and eliminating routine activities, but also as an element of an enterprise's digital transformation. It affects the organization of work, the flow of information, data quality, process control, and decision-making. Processes characterized by repetitiveness, standardization, reliance on data, and the possibility of being described by means of rules exhibit particularly high automation potential, including processes in finance, controlling, logistics, sales, customer service, document management, and data analysis.

However, the implementation of intelligent automation is associated with numerous limitations. Enterprises encounter economic, technological, organizational, social, and regulatory barriers, including high system implementation and maintenance costs, integration difficulties, data quality problems, the risk of cyberattacks, shortages of digital competencies, employee resistance, and the need to ensure compliance with legal regulations. These barriers may limit

[1] Poznań University of Economics and Business, dariusz.nowak@ue.poznan.pl
[2] D.A. Tsenov Academy of Economics, a.lichev@uni-svishtov.bg
[3] Poznań University of Economics and Business, Sebastian.narojczyk@ue.poznan.pl

both the scope of automation and the ability to achieve the expected organizational outcomes.

Effective digital transformation therefore requires not only the implementation of modern technologies, but also the proper identification of automation priorities and constraints. Not every process has the same implementation potential, and not every area of activity should be automated with the same intensity. Automation without appropriate prioritization and identification of barriers may lead to inefficient use of resources, increased costs, and a reduction in the expected benefits.

The aim of the article is therefore to identify the priorities, barriers, and perceived effects of intelligent automation, as well as to determine their significance for the digital transformation of enterprises. It is assumed that the effectiveness of digital transformation depends not only on the implementation of technology, but above all on an enterprise's ability to select appropriate areas for automation, identify implementation constraints, and translate automation into sustained organizational outcomes.

The research problem concerns the identification and interpretation of the structure of priorities, barriers, and perceived effects of intelligent automation in enterprises. Particular emphasis is placed on determining which synthetic dimensions of these phenomena can be distinguished and how they can be used to explain the role of intelligent automation in the process of enterprises' digital transformation.

From this perspective, intelligent automation is regarded as a mechanism supporting digital transformation rather than merely as a technological tool. Its significance derives from its capacity to improve processes, information management, operational control, and decision support within the enterprise.

2. Literature review

Intelligent automation constitutes one of the key directions of contemporary digital transformation in enterprises. Its development is associated with a shift away from the traditional understanding of automation as the simple replacement of human work with technology toward a broader approach encompassing process reorganization, data management, decision support, and the integration of digital solutions with the operational activities of the enterprise. Particular importance in this process is attributed to Robotic Process Automation, a technology that enables the automation of repetitive, standardized, and rule-based activities previously performed by humans (Fersht & Slaby, 2012; van der Aalst et al., 2018). RPA is applied primarily to activities such as copying and transferring data, logging into applications, completing forms, handling documents, reporting, and processing transactions across different information systems (Siderska, 2020).

The literature emphasizes that RPA should not be regarded solely as an IT tool. Increasingly, it is treated as an element of a broader approach to process management in which technology supports work standardization, operational control, error reduction, and the acceleration of information flows (Geyer-Klingeberg et al., 2018; Willcocks et al., 2015). The development of intelligent automation extends this scope to include artificial intelligence solutions, machine learning, data analytics, and decision support systems. From this perspective, automation is not limited to the execution of simple transactional tasks but may also encompass processes requiring data analysis, pattern recognition, and the processing of partially unstructured information (KPMG International, 2019; Siderska et al., 2023).

Previous studies indicate that processes characterized by repetitiveness, predictability, reliance on data, and the possibility of being unambiguously described by means of rules exhibit the highest automation potential. This applies particularly to finance, accounting, controlling, logistics, customer service, document management, and reporting (McKay, 2023; Remlein et al., 2024). The automation of such activities leads to shorter task completion times, improved accuracy, reduced human error, and increased compliance with applicable procedures (Lacity et al., 2015; Zhang et al., 2023).

The benefits resulting from the implementation of automation have both an operational and an organizational dimension. The literature points primarily to increased productivity, reduced operating costs, improved data quality, faster task execution, enhanced process control, and the possibility of reallocating employees from routine activities to analytical and decision-making tasks (Borowiec, 2022; Lahtinen et al., 2023). Automation may also improve the quality of work by reducing employees' burden of repetitive activities and allowing them to focus on tasks requiring interpretation, expert knowledge, and decision-making (Nesterak & Gąsiorek, 2020). In this sense, RPA may support not only operational efficiency but also changes in the organization of work.

At the same time, the implementation of intelligent automation is associated with numerous barriers. The literature most frequently identifies technological, economic, organizational, competency-related, and regulatory constraints. Technological barriers primarily concern difficulties in integrating new tools with existing information systems, poor data quality, compatibility problems, and the limited ability of robots to handle exceptions and non-standard situations (Marciniak & Stanisławski, 2021; Nema & Sonwaney, 2020). Issues related to data security, regulatory compliance, and the ability to monitor activities performed by software robots are also of particular importance (Gotthardt et al., 2020; Januszewski et al., 2021).

Organizational and social barriers constitute an important group of constraints. Automation may generate employee resistance resulting from concerns about job loss, changes in the scope of responsibilities, or a lack of digital competencies (Jędrzejka, 2019). For this reason, effective implementation re-

quires not only the acquisition of technology, but also change management, internal communication, training, and managerial involvement (Costa et al., 2022; Crisan et al., 2023).

The prioritization of processes designated for automation also remains an important issue. Not every process should be automated as a matter of priority, and the automation of unstructured activities may perpetuate existing organizational errors. The selection of implementation areas should take into account process repetitiveness, data availability, the possibility of standardization, solution scalability, the level of risk, and expected business value (Costa et al., 2022; Lahtinen et al., 2023). The literature indicates that processes based on creativity, interpersonal relationships, contextual assessment, and a high degree of variability require particular caution, because in such cases automation should support humans rather than replace their decisions (Chu, 2023).

From a strategic perspective, intelligent automation can strengthen an enterprise's competitive advantage if it is aligned with organizational objectives, internal capabilities, and the ability to redesign processes. From a resource-based perspective, automation technologies may constitute a valuable organizational resource, provided that they are embedded in processes, difficult to imitate, and supported by appropriate capabilities (Moderno et al., 2021). This means that the effectiveness of automation depends not only on the availability of technology, but also on data quality, organizational maturity, integration capabilities, and readiness for change management. Thus, intelligent automation should be analyzed as a mechanism of digital transformation rather than merely as a cost-reduction tool.

3. Research methodology and characteristics of the research sample

The study on the priorities, barriers, and perceived effects of implementing intelligent automation in enterprises was conducted in Poland in the third quarter of 2024. It was carried out as part of broader research on the impact of automation, process robotization, and artificial intelligence-based solutions on the functioning of enterprises, particularly in the areas of office work, operational processes, and financial management. The aim of the study was to identify priority areas for automation, barriers limiting the effective implementation of these solutions, and perceived organizational effects associated with their application.

The study was conducted on a sample of 137 enterprises. The sample selection was non-random and purposive. It included entities with experience in the use of automation in operational, administrative, or financial activities. This made it possible to obtain the opinions of respondents with practical experience of automation solutions and capable of assessing their potential, limitations, and perceived effects.

The research instrument was a survey questionnaire prepared using Google Forms. The questionnaire comprised a respondent characteristics section, the main questions, and a section allowing respondents to provide open-ended responses. The main questions concerned three dimensions of the phenomenon under analysis: automation priorities, implementation barriers, and perceived effects resulting from the application of automation solutions. Respondents assessed the areas that should be automated as a matter of priority, economic, technological, organizational, social, and regulatory barriers, as well as the perceived effects of automation, such as improvements in operational efficiency, reduction of errors, better document management, increased process transparency, improved communication, and increased productivity.

Table 1. Description of the Research Sample

Description	Number of responses N=137	Share (%)	Description	Number of responses N=137	Share (%)
Number of employees			**Field of activity**		
Small (up to 49 employees)	59	43.1	Manufacturing	25	18.2
Medium (50–249 employees)	53	38.7	Manufacturing-related services	73	53.3
Large (250 employees and more)	25	18.2	Trade and distribution	39	28.5
Role of respondent			**Market Scope**[1]		
Owner/Co-owner	10	7.3	Local	41	29.9
President/CEO	5	3.6	Regional	44	32.1
Manager	16	11.7	National	87	63.5
Specialist	106	77.4	International	66	48.2
			Global	19	13.9
Base strategy[1]			**Age of company**		
Price	52	38	Up to 5 years	3	2.2
Qualitative	89	65	6 – 15 years	38	27.7
Mixed	27	19.7	16 – 25 years	38	27.7
Niche	12	8.8	26 – 35 years	37	27.0
Copycats	9	6.6	Over 35 years	21	15.3
Differentiation	25	18.2			

[1] *Companies could indicate more than one market and more than one base strategy.*
Source: own study.

The sets of variables describing the individual dimensions of the study were identified on the basis of an analysis of the relevant literature, previous

theoretical findings, and consultations with representatives of business practice. Respondents assessed the importance of the factors using a five-point Likert scale. In the case of priorities, the scale indicated the importance of a given area in terms of the need to implement automation; in the case of barriers, the strength of the constraint hindering the implementation of automation solutions; and in the case of perceived effects, the importance of the benefits resulting from the application of automation.

The responses obtained were coded into numerical form and subjected to statistical analysis using Statistica software. Principal component analysis was applied to reduce the original variables and identify synthetic dimensions of the priorities, barriers, and perceived effects of intelligent automation. The number of components was determined on the basis of the Kaiser criterion, retaining eigenvalues greater than or equal to 1, and was subsequently verified using Cattell's scree test. To improve the interpretability of the results, normalized Varimax rotation was applied. The components were interpreted on the basis of the rotated component loadings, treated as a measure of the strength of the relationship between the original variables and the identified dimensions.

A detailed characterization of the research sample is presented in Table 1.

4. Priorities for implementing intelligent automation in enterprises

The results of the analysis indicate that the priorities for implementing intelligent automation are concentrated around five main areas, which together explain 57.4% of the variance in the phenomenon under investigation. The resulting structure confirms that automation is not perceived solely as a tool for the technical improvement of individual activities, but as a mechanism supporting the broader digital transformation of enterprises. Its significance is manifested primarily in streamlining processes, increasing the quality and accessibility of data, strengthening decision-making efficiency, and creating conditions for scaling business operations.

The strongest factor was the optimization of operational processes, for which the eigenvalue amounted to 7.7 and the share of explained variance to 30.8%. Such a high result indicates that the improvement of core and supporting processes constitutes the dominant priority of intelligent automation. Automation is perceived here primarily as a tool for increasing efficiency, reducing task completion time, limiting errors, and standardizing activities. From the perspective of digital transformation, this means that the structuring and automation of operational processes provide the foundation for further organizational changes.

The second dimension is customer data management in CRM systems. Its identification indicates that enterprises regard customer data as an important resource in digital transformation. Automation in this area facilitates information integration, improves data quality, enables service personalization, and supports better customer relationship management. This priority reflects the growing importance of customer orientation and the use of data in building competitive advantage.

The third factor encompasses the analysis of market and sales data. This area indicates the importance of intelligent automation as a tool for transforming market and sales data into useful managerial knowledge. Automation enables faster identification of trends, assessment of sales performance, and responses to changes in demand. Thus, it strengthens the enterprise's ability to make data-driven decisions.

The fourth dimension concerns support for the decision-making process. The obtained eigenvalue and percentage of explained variance indicate that automation also performs an analytical and managerial function. It is therefore not limited to the execution of repetitive activities, but also supports planning, control, and the evaluation of alternative courses of action. The significance of this factor is particularly important in the context of digital transformation, as it indicates a shift in automation from the operational level to the level of management support.

The fifth factor relates to the scaling of business operations. This area demonstrates that intelligent automation is perceived as a tool for increasing an enterprise's capacity to handle a greater number of processes, customers, transactions, and data without a proportional increase in resources. In this sense, automation supports organizational growth, enhances flexibility, and enables the maintenance of operational quality as the scale of operations increases.

In summary, the factor structure of intelligent automation priorities indicates the dominance of the operational dimension, while also demonstrating the significant importance of areas related to data, the market, decision-making, and scaling. This means that enterprises perceive automation as a multidimensional tool: on the one hand, serving to improve current operations, and on the other, supporting the development of analytical, relational, and adaptive capabilities. Consequently, intelligent automation may be regarded as an important mechanism supporting the digital transformation of enterprises, as it combines improvements in operational efficiency with the development of a data-driven organization capable of responding rapidly to changes in the external environment.

Table 2. Component structure of priorities for the implementation of intelligent automation

Area	Description	Eigenvalue	% of variance explained
Optimization of operational processes	Includes the automation of repetitive, standardized activities related to the day-to-day functioning of the enterprise. Its aim is to reduce task completion time, limit errors, improve efficiency, and increase process flow.	7.7	30.8
Customer data management (CRM)	Concerns the collection, organization, integration, and use of customer data. Automation in this area supports service personalization, improves the quality of communication, and enables more effective customer relationship management.	2.4	9.8
Analysis of market and sales data	Includes the use of automation to process sales data, identify market trends, and assess customer behavior. This area supports data-driven decision-making and faster responses to changes in demand.	1.7	6.7
Support for the decision-making process	Refers to the application of intelligent automation in information analysis, the evaluation of alternative courses of action, and support for planning and managerial control. Automation increases data availability and improves the quality of the information basis for decision-making.	1.3	5.3
Scaling of business operations	Includes the use of automation to increase an enterprise's capacity to handle a greater number of processes, customers, transactions, or data without a proportional increase in resources. It supports the development, flexibility, and operational stability of the organization.	1.2	4.8
Total:		14.3	57.4

Source: Own elaboration based on the research results.

5. Barriers to the implementation of intelligent automation in enterprises

The results of the factor analysis indicate that the barriers to the implementation of intelligent automation form five main dimensions, which together explain 53.3% of the variance in the phenomenon under investigation. This means that the constraints on automation are multidimensional in nature and cannot be reduced solely to technological or financial issues. They also encom-

pass problems related to control, data security, system integration, organizational readiness, and the enterprise's ability to maintain process transparency in a digital environment.

The control and monitoring barrier has the greatest structural significance. It encompasses difficulties in maintaining process transparency, the complexity of internal and external audits, the lack of standardized control procedures, the risk of data manipulation, and problems with access to historical data. This result indicates that a key constraint on automation is ensuring the reliability, auditability, and control of processes that, following the implementation of technology, become more dependent on data quality, system rules, and monitoring mechanisms.

The second dimension is the technological and infrastructural barrier. It concerns the incompatibility of existing IT systems with new solutions, problems with the integration of different applications and databases, the lack of uniform standards for electronic documentation, dependence on software vendors, and the limited scalability of systems. This indicates that the effectiveness of intelligent automation depends on the maturity of the IT infrastructure and the enterprise's ability to integrate new tools with existing technological solutions.

The third factor encompasses security and risk barriers. These relate to the possibility of data leakage, unauthorized control over systems, insufficient protection of data stored in the cloud, low employee awareness of cybersecurity, and the risk of data loss resulting from technical failures. These barriers demonstrate that automation increases the importance of digital risk management, because greater dependence on information systems requires a higher level of data protection, business continuity, and user accountability.

The fourth dimension is the economic and financial barrier. It encompasses high initial expenditures, long-term maintenance costs, the need for employee training, difficulties in estimating benefits, and the need to employ IT specialists. This means that the implementation of intelligent automation requires not only the acquisition of technology, but also the provision of the financial, competency-related, and organizational resources necessary for its sustained use.

The fifth factor is organizational and operational in nature. It encompasses risks related to system failures, a lack of flexibility in adapting to legal and organizational changes, the erosion of employee competencies, the risk of dependence on the technology provider, and limited possibilities for system customization. This barrier indicates that automation may reduce organizational flexibility if the implemented solutions are not adapted to the specific characteristics of processes, regulatory requirements, and user needs.

In summary, the structure of barriers to intelligent automation indicates that the greatest significance is associated with constraints related to control, monitoring, and data quality, followed by technological, security, financial, and

organizational barriers. From the perspective of digital transformation, this means that the effective implementation of automation requires not only investment in digital tools, but also the development of oversight mechanisms, system integration, data protection, competency development, and the assurance of the enterprise's operational flexibility.

Table 3. Component structure of barriers to the implementation of intelligent automation

Barrier dimension	**Description**	**Eigenvalue**	**% of variance explained**
Control and monitoring	Encompasses barriers related to ensuring the transparency, auditability, and reliability of automated processes. It concerns difficulties in controlling the course of activities, the lack of standardized procedures, the risk of data manipulation, and limited access to historical data.	6.9	26.54
Technological and infrastructural	Refers to constraints resulting from the incompatibility of existing IT systems with the implementation of modern automation solutions. It encompasses problems related to the integration of applications and databases, the lack of e-documentation standards, dependence on technology providers, and difficulties in scaling infrastructure.	2.2	8.6
Security and risk	Concerns threats related to data protection, cybersecurity, and system continuity. It encompasses the risk of data leakage, unauthorized control over systems, technical failures, insufficient cloud security measures, and low employee awareness of digital security.	1.8	6.8
Economic and financial	Encompasses barriers arising from the costs of implementing and maintaining intelligent automation. It concerns high initial expenditures, training costs, the need to employ IT specialists, and difficulties in estimating the actual economic benefits of automation.	1.7	6.4
Organizational and operational	Refers to constraints related to the functioning of the organization following the implementation of automation. It encompasses the risk of system failures, limited flexibility in response to legal and organizational changes, the erosion of employee competencies, dependence on technology providers, and difficulties in system customization.	1.3	5.0
Total:		13.9	53.34

Source: Own elaboration based on the research results.

6. Perceived effects of intelligent automation in the context of enterprises' digital transformation

The results of the principal component analysis indicate that the perceived effects of intelligent automation form six main dimensions, which together explain 62.0% of the variance in the phenomenon under investigation. This means that the effects of automation are multidimensional in nature and encompass not only cost efficiency, but also improved process transparency, error reduction, increased productivity, and changes in the organization of work. Automation therefore reveals its significance not as a single technical tool, but as a mechanism supporting sustained change in the way an enterprise operates.

The strongest factor was the increase in process transparency. This result indicates that the primary effect of intelligent automation is improved visibility, monitorability, and auditability of organizational activities. Automation enables better tracking of process execution, information flows, and responsibility for individual stages of work. This is particularly important for digital transformation, because greater transparency facilitates control, standardization, and decision-making based on reliable data.

The second component concerns the reduction of process and decision-making errors. This effect results from reducing data inconsistencies, automating repetitive activities, and applying uniform rules of procedure. Intelligent automation reduces the risk of process-related and decision-making errors, particularly in areas requiring accuracy, systematic execution, and the processing of large volumes of information.

The third factor concerns increased enterprise productivity. This means that automation enables a greater number of tasks to be performed through more efficient use of resources. Reducing the time required to perform routine activities and improving workflow enable employees to focus on tasks of greater analytical, decision-making, and organizational value.

The fourth dimension encompasses improved job satisfaction. This effect indicates that automation can reduce employees' workload associated with monotonous, administrative, and repetitive activities. As a result, it contributes to greater work comfort, better utilization of competencies, and a shift in employees' activities toward more creative, control-related, and problem-solving tasks.

The fifth factor relates to the reduction of operating costs. Automation makes it possible to reduce costs resulting from time-consuming processes, excessive administrative burden, errors, and inefficient use of resources. It should be emphasized, however, that cost reduction is not the dominant structural effect, which indicates that the significance of automation extends beyond simple economic optimization.

The sixth dimension is the reduction of the risk of human error. This effect encompasses the reduction of mistakes resulting from fatigue, inattention,

manual data entry, or inconsistent interpretation of procedures. Intelligent automation increases the repeatability and consistency of activities, particularly in processes involving large volumes of data, documents, and transactions.

In summary, the structure of the effects of intelligent automation indicates that its most important outcome is increased process transparency, followed by error reduction, increased productivity, improved job satisfaction, and reduced operating costs. From the perspective of digital transformation, this means that automation creates value primarily through the structuring of processes, improvement of data quality, increased control over activities, and strengthening of organizational efficiency. Thus, its effects should be interpreted not only as operational benefits, but also as a manifestation of a deeper change in the way the enterprise is managed.

Table 4. Component structure of the perceived effects of intelligent automation

IA effect	Description	Eigenvalue	% of variance explained
Increased process transparency	Encompasses improved visibility of the course of activities, information flows, and responsibility for individual stages of the process. Automation facilitates better monitoring of operations, supports control, and increases the auditability of organizational activities.	7.8	32.5
Reduction of process and decision-making errors	Concerns the reduction of irregularities resulting from data inconsistencies, the repetitive nature of activities, or a lack of standardization. Automation enables the application of uniform operating rules, thereby reducing the likelihood of process-related and decision-making errors.	1.8	7.7
Increased enterprise productivity	Refers to an increase in the organization's capacity to perform a greater number of tasks with the same or a lower level of resource involvement. Automation reduces the time required to perform routine activities, improves workflow, and enables more effective utilization of employees' potential.	1.5	6.4
Improved job satisfaction	Results from reducing employees' involvement in monotonous, repetitive, and administrative activities. Automation may increase work comfort, enable employees to focus on more analytical or creative tasks, and strengthen their sense of professional agency.	1.4	5.7
Reduced operating costs	Concerns the reduction of costs resulting from time-consuming processes, errors, excessive administrative burden, and inefficient use of resources. Automation makes it possible to improve task execution and reduce costs associated with handling repetitive operations.	1.3	5.2
Reduction of human error	Encompasses the reduction of mistakes resulting from fatigue, inattention, manual data entry, or incorrect interpretation of procedures. Intelligent automation increases the repeatability and consistency of activities, particularly in processes involving large volumes of data and transactions.	1.1	4.5
Total:		14.9	62.0

Source: Own elaboration based on the research results.

7. Conclusion

The study conducted confirms the significant role of intelligent automation in the digital transformation of enterprises; however, its significance becomes evident only when it is linked to organizational objectives, data quality, process maturity, and the enterprise's ability to manage change. Automation should therefore not be treated solely as the implementation of technology, but as an element of a broader process of transforming the way the organization operates.

The results obtained indicate that the effectiveness of intelligent automation depends on the selective choice of implementation areas and on reducing barriers that may weaken its effects. Processes that are repetitive, measurable, data-driven, and capable of being standardized are of particular importance, as they create the most favorable conditions for achieving sustained transformational effects.

From the perspective of digital transformation, the key point is that automation can strengthen not only operational efficiency, but also process transparency, information quality, decision-making efficiency, internal communication, and the enterprise's ability to respond more rapidly to changes in the external environment. Thus, its value is not limited to cost reduction, but also encompasses the development of a more flexible, structured, and data-driven organization.

A limitation of the study is the purposive selection of the sample and the declarative nature of the data, which limits the possibility of fully generalizing the conclusions. Further research could include cross-industry comparisons, an analysis of the level of enterprises' digital maturity, and a long-term assessment of the effects of implementing intelligent automation.

In business practice, a phased implementation of automation is advisable, preceded by process diagnosis, assessment of data quality, preparation of technological infrastructure, and development of employee competencies. Intelligent automation can become a genuine tool of digital transformation when it supports sustained organizational improvement rather than merely replacing selected manual activities with technological solutions.

References

Borowiec, L. (2022). Koszty i korzyści finansowe wdrożenia robotyzacji wybranych procesów w rachunkowości. *Zeszyty Teoretyczne Rachunkowości, 46*(2), 11–26.

Chu, K. M. (2023). A consumer innovation resistance theory perspective on the advanced driver assistance systems. *Economic Research-Ekonomska Istraživanja, 36*(3).https://doi.org/10.1080/1331677X.2022.2153716

Costa, S. A. S., Mamede, H. S., & Silva, M. M. (2022). Robotic process automation (RPA) adoption: A systematic literature review. *Engineering Management in Production and Services, 14*(2), 1–12. https://doi.org/10.2478/emj-2022-0012

Crisan, E. L., Chis, D. M., Bodea, E. E., & Buchmann, R. (2023). Mechanisms for robotic process automation implementation in organizations: A systematic literature review. *Journal of Advances in Management Research, 20*(5), 920–946. https://doi.org/10.1108/JAMR-04-2023-0100

Fersht, P., & Slaby, J. (2012). *Robotic automation emerges as a threat to traditional low-cost outsourcing*. HfS Research. https://www.horsesforsources.com/wp-content/uploads/2016/06/RS-1210_Robotic-automationemerges-as-a-threat-060516.pdf

Geyer-Klingeberg, J., Nakladal, J., Baldauf, F., & Veit, F. (2018). Process mining and robotic process automation: A perfect match. Proceedings of the Dissertation Award, Demonstration, and Industrial Track at BPM 2018, CEUR Workshop Proceedings, Vol. 2196, (124–131).

Gotthardt, M., Koivulaakso, D., Paksoy, O., Saramo, C., Martikainen, M., & Lehner, O. (2020). Current state and challenges in the implementation of smart robotic process automation in accounting and auditing. *Journal of Finance and Risk Perspectives, 9*, 90–102. https://doi.org/10.35944/jofrp.2020.9.1.007

Januszewski, A., Kujawski, J., & Buchalska-Sugajska, N. (2021). Benefits of and obstacles to RPA implementation in accounting firm. *Procedia Computer Science, 192*, 4672–4680. https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.09.245

Jędrzejka, D. (2019). Robotic process automation and its impact on accounting. *Zeszyty Teoretyczne Rachunkowości, 105*(161), 137–166. https://doi.org/10.5604/01.3001.0013.6061

KPMG International. (2019). *Easing the pressure points: The state of intelligent automation*.

Lacity, M. C., Willcocks, L. P., & Craig, A. (2015). *Robotic process automation at Telefónica O2* (The Outsourcing Unit Working Research Paper Series, Paper 15/02). London School of Economics and Political Science.

Lahtinen, L., Mahlamäki, T., & Myllärniemi, J. (2023). Benefits and challenges of robotic process automation. In *Proceedings of the 15th International Joint Conference on Knowledge Discovery, Knowledge Engineering and Knowledge Management (IC3K 2023)* (Vol. 3, pp. 249–255). https://doi.org/10.5220/0012208700003598

Marciniak, P., & Stanisławski, R. (2021). Internal determinants in the field of RPA technology implementation on the example of selected companies in the context of Industry 4.0 assumptions. *Information, 12*(6), 1–19. https://doi.org/10.3390/info12060222

McKay, D. (2023). Robotic process automation. *International Journal of Research and Analytical Reviews, 10*(2), 338-343.

Moderno, O., Nascimento, P. T. S., & Gomes, L. A. V. (2021). *Robotic process automation through resource-based view theory perspective: IS resources and AI capabilities creating competitive advantages and leveraging AI strategy*. XIX Congreso Latino-Iberoamericano de Gestión Tecnológica, Lima, Peru. https://hdl.handle.net/20.500.13048/1932

Nema, K., & Sonwaney, V. (2020). Analysis on barriers to implementation of RPA: An interpretive structural modelling (ISM) approach. *Psychology and Education, 57*(9), 1958–1964.

Nesterak, J., & Gąsiorek, P. (2020). Advantages and obstacles to implementing robotic process automation in the enterprises. In M. Dziura, A. Jaki, & T. Rojek (Eds.), *Restructuring management: Models–changes–development* (pp. 77–87). Towarzystwo Naukowe Organizacji i Kierownictwa „Dom Organizatora".

Remlein, M., Nowak, D., & Romachuk, K. (2024). The benefits of implementing robotic process automation in accounting. *The Theoretical Journal of Accounting, 48*(3), 133–153. https://doi.org/10.5604/01.3001.0054.7260

Siderska, J. (2020). Robotic process automation - A driver of digital transformation? *Engineering Management in Production and Services, 12*(2), 21–31. https://doi.org/10.2478/emj-2020-0009

Siderska, J., Aunimo, L., Süße, T., von Stamm, J., Kedziora, D., & Aini, S. N. B. M. (2023). Towards intelligent automation (IA): Literature review on the evolution of robotic process automation (RPA), its challenges, and future trends. *Engineering Management in Production and Services, 15*(4), 90–103. https://doi.org/10.2478/emj-2023-0030

van der Aalst, W. M., Bichler, M., & Heinzl, A. (2018). Robotic process automation. *Business & Information Systems Engineering, 60*, 269–272. https://doi.org/10.1007/s12599-018-0542-4

Willcocks, L. P., Lacity, M. L., & Craig, A. (2015). *The IT function and robotic process automation*. The Outsourcing Unit Working Research Paper Series, 15(5).

Zhang, C., Issa, H., Rozario, A., & Soegaard, J. S. (2023). Robotic process automation (RPA) implementation case studies in accounting: A beginning to end perspective. *Accounting Horizons, 37*(1), 193–217. https://doi.org/10.2308/HORIZONS-2021-084

ПАРАДОКСИ НА ИЗКУСТВЕНИЯ ИНТЕЛЕКТ

Проф. д-р Владимир Сълов[1]

Резюме: *Изкуственият интелект (ИИ) намира все по-голямо приложение в различни сфери на бизнеса и образованието, а така също и в ежедневието на човека. Много изследователи изтъкват ползите от ИИ, но, в същото време, развитието и разпространението му пораждат определени противоречиви последствия. В доклада са идентифицирани и анализирани част от тези противоречия, наречени от автора „парадокси“.*

Ключови думи: *изкуствен интелект, ползи, недостатъци, противоречия, парадокси*

JEL: C8, L86, I2

ARTIFICIAL INTELLIGENCE PARADOXES

Prof. Dr. Vladimir Sulov

Abstract: *Artificial intelligence (AI) is increasingly being used in various fields of business and education, as well as in everyday life. Many researchers point out the benefits of AI, but at the same time, its development and spread give rise to certain contradictory consequences. The report identifies and analyzes some of these contradictions, called by the author "paradoxes".*

Key words*: artificial intelligence, benefits, disadvantages, contradictions, paradoxes*

JEL: C8, L86, I2

1. Въведение

Изкуственият интелект (ИИ) и в частност генеративният изкуствен интелект намира все по-голямо приложение в различни сфери на бизнеса и образованието, а така също и в ежедневието на човека. Редица изследователи (Brynjolfsson et al., 2025; Chen & Cheung, 2025; Zhang & Narayandas, 2025) изтъкват предимствата и ползите от ИИ за повишаване на ефективността на човешката дейност и на бизнес операциите, в образованието и др.

В същото време, обаче, развитието и разпространението на ИИ поражда определени последствия, които нерядко противоречат на изтъкваните ползи. Целта на настоящия доклад е да идентифицира и анализира накратко няколко подобни противоречия, които ще наричаме „парадокси на изкуствения интелект“.

Тъй като областите и приложенията на ИИ са изключително много и няма как да бъдат разгледани в рамките на един доклад, обхватът ще бъде

[1] vsulov@ue-varna.bg, Икономически университет – Варна.

ограничен до някои конкретни противоречия в сферите на разработката на софтуер и донякъде касаещи образованието и обучаемите.

2. Промяна на работните позиции и изискванията за тях при разработката на софтуер и писането на програмен код

Трудно може да бъде оспорено, че ИИ в действителност може да подпомага писането на програмен код, особено по-елементарен и рутинен/повтарящ се такъв (Mo et al., 2025; Merler et al., 2026; Brandebusemeyer et al., 2025). Използва се дори специфичен термин – boilerplate code за някои видове подобен код. ИИ се справя все по-добре и с по-сложни задачи в това отношение.

Интересно е как това влияе върху пазара на труда. Данните в глобален мащаб показват, че като цяло има известно намаление в работните позиции за софтуерни разработчици и програмисти, макар че няма твърдо доказателство за причинно-следствена връзка между развитието на ИИ и намалението в броя на работните позиции, тъй като процесите и явленията в глобалната икономика са твърде разнородни и комплексни (Gmyrek et al., 2025; Brynjolfsson et al., 2026; Crane & Soto, 2026). Някои учени твърдят, че възможността, създадена от ИИ, за писане на код с по-малко усилия и хора не води до по-малка заетост, а до по-голяма нужда, възможности и съответно производство на софтуер, което компенсира/уравновесява ефектите (Demirer et al., 2026; Baird, 2026).

В същото време се забелязва и противоречиво влияние на тези процеси в сферата на образованието и изискванията/очакванията на бъдещите специалисти. Въпреки разгледаната неедозначност за броя на работните места, се забелязва намален интерес към образование в сферата на компютърните науки (Geiger et al., 2026), което можем да посочим като противоречие, защото ИИ би следвало да улеснява и самото образование. Считаме, обаче, че истинският парадокс се разкрива при един различен поглед върху ситуацията с образованието и заетостта. Ще изкажем твърдение, че бъдещите ИТ-специалисти и в частност разработчици и програмисти очакват, че образованието и реалният техен труд ще бъде улеснен от ИИ в такава степен, че няма да е нужно сами да са в състояние да пишат сложен програмен код, което намалява самовзискателността и самокритичността им и създава очаквания образованието в тази сфера да е насочено предимно към приложение на инструменти за генериране на код с ИИ, вместо измисляне/създаване/писане на програмен код от самите тях със собствени усилия. В същото време, без значение дали работните места като цяло намаляват или не и дали може да се твърди, че това е следствие на ИИ или не, със сигурност тяхната структура се променя. Наблюдава се силен спад на търсенето на начинаещи разработчици/програмисти с преориентиране към тър-

сене на по-опитни, „старши“ такива (Brynjolfsson et al., 2025; Westby et al., 2026).

Или парадоксът, който ще посочим, е, че ИИ не води до по-малки изисквания и улеснение към разработчиците, а точно обратното – води до засилена конкуренция и по-големи изисквания към реалните техни възможности, т.е. на първо място възможности за собствено мислене, писане и разбиране на код и чак на следващо място използване на ИИ инструменти, което всъщност е по-лесно за усвояване и употреба при наличието на първото.

3. Инвестиции в реално знание срещу инвестиции в ИИ инструменти

Традиционният модел на образованието в ИТ-сферата (а и извън нея) предполага инвестиране (време и разходи) за получаване на знания и умения за създаване на определи ИТ-продукти и в частност, говорейки за разработка на софтуер, усвояване на езици, технологии, платформи за програмиране/разработка.

Професионалната и интензивна употреба на ИИ инструменти за генериране на код е свързана с преки финансови разходи, които могат да надхвърлят стандартната цена на абонамента. Все по-често доставчиците въвеждат модели на ценообразуване, основани на реалното потребление на изчислителни ресурси и токени. Например данните на Cursor показват, че ежедневните потребители на ИИ агенти обичайно достигат $60–$100 месечно, докато при т.нар. power users разходите често надхвърлят $200 месечно (Cursor, n.d.). Подобна тенденция се наблюдава и при GitHub Copilot, който през 2026 г. премина към модел, при който потреблението над включения лимит се таксува допълнително (GitHub, 2026). Следователно, макар цената на единица изчислителен ресурс може и да не нараства, финансовата инвестиция, необходима за интензивно професионално използване на ИИ инструменти, може да се увеличава с разширяването на тяхната употреба.

Разбира се, може да се обоснове, че подобна инвестиция е оправдана от гледна точка на това, че разработчикът спестява време и по този начин става по-производителен и ефективен, особено от бизнес гледна точка, макар че подобна ефективност трудно може да се измери.

Но ако разгледаме ситуацията в личностен и образователен аспект, се оказва, че обучаемите могат да предпочетат вместо да инвестират в реално знание, да инвестират в ИИ или парадоксално погледнато и описано: вместо инвестиции за знание – да направят инвестиции, за да нямат нужда от знание. Например един студент може да предпочете да не положи време и усилия, за да е в състояние самостоятелно да научи как и да разработи

курсова работа, а да заплати на ИИ, който ще напише и текста, и програмния код по изискванията на преподавателя.

Уменията за боравене с инструменти с ИИ са също знание, и то полезно, но ще посочим отново предходния разгледан парадокс, при който реалното, първично знание всъщност се оказва по-търсено при засилената конкуренция.

4. Авторско право и други правни особености на програмния код

При писане на код от хора без използване на ИИ инструменти, обикновено няма условия за възникване на проблеми, касаещи авторското право, собствеността или някакви други правни ограничения или изисквания по отношение на написания код.

Когато, обаче, се използват ИИ инструменти за целта, възникват някои специфични особености. Водещите доставчици на инструменти, базирани на генеративен ИИ, по правило не претендират за собственост върху генерирания чрез техните системи код, което позволява на потребителите да го включват в свои софтуерни продукти, включително с комерсиална цел (Stalnaker et al., 2026; Widła, 2026). Въпреки това, възможността за свободна употреба на генерирания код не следва да се разбира като абсолютна (за което ще стане въпрос по-надолу).

Освен това някои доставчици започват да въвеждат механизми за т.нар. ИИ-воден знак (AI watermarking), чрез които може да бъде установен произходът на генерираното съдържание. Например Anthropic обяви въвеждането на невидим, машинно разпознаваем воден знак в генерирания от Claude текст като част от мерките за съответствие с изискванията на европейското законодателство. Технологията обаче не следва да се разглежда като надежден начин за идентифициране на всеки генериран програмен код, тъй като самият Anthropic посочва, че при програмен код водният знак се открива по-рядко поради специфичните му структурни характеристики (Anthropic, 2026). Независимо от това, развитието на подобни технологии поставя въпроси относно проследимостта на произхода на генерирания код, прозрачността на използването на ИИ и потенциалните последици за разработчиците и организациите.

В тази ситуация парадокс е, че може да се появи правен проблем от съвсем друго естество. За обучението на големите езикови модели (LLM), които стоят в основата на инструментите за генериране на програмен код, се използват големи обеми програмен код, включително код от публично достъпни хранилища. Значителна част от този код е разпространен като open-source софтуер и поради това е обект на конкретни лицензионни условия. Изследванията показват, че генеративните модели могат в определени случаи да запаметяват и възпроизвеждат дословни фрагменти от дан-

ните, върху които са обучени, включително програмен код (Emanuilov & Margoni, 2024). Това създава потенциален проблем, когато генерираният код е идентичен или съществено сходен с вече съществуващ код, разпространяван при определен open-source лиценз.

Този проблем произтича от факта, че open-source лицензите не означават липса на ограничения, а предоставят определени права при конкретни условия. В зависимост от приложимия лиценз те могат например да изискват посочване на автора и запазване на лицензионните уведомления, а при т.нар. „copyleft“ лицензите дори да изискват производните продукти да бъдат разпространявани при същия или съвместим лиценз. Поради това използването на генериран от ИИ код може да породи въпроси относно спазването на лицензионните условия, когато не е известно дали и до каква степен изходът съдържа или възпроизвежда код от обучителния набор (Emanuilov & Margoni, 2024; Stalnaker et al., 2026). Проблемът се усложнява допълнително от факта, че потребителят често не разполага с информация за произхода и лицензионния статут на конкретния код, генериран от ИИ инструмента.

5. Заключение

В настоящия доклад представихме само няколко противоречиви моменти в употребата на изкуствен интелект най-вече при генерирането на програмен код и донякъде в образованието. В заключение ще подчертаем, че използването на генеративни ИИ инструменти в много области на бизнеса и образованието е и ще е обективна реалност, но би следвало да се отчитат и потенциалните рискове, чиито ефекти, особено в областта на образованието, могат да бъдат дълбоки и дългосрочни.

Използвани източници

Anthropic. (2026, August 14). How Claude’s text watermark works. https://www.anthropic.com/news/claude-text-watermark

Baird, M. (2026). Firms’ GitHub Copilot adoption and labor market outcomes for software engineers. *Contemporary Economic Policy,* 1-22.

Brandebusemeyer, C., Schimmer, T., & Arnrich, B. (2025). Developers’ Experience with Generative AI -- First Insights from an Empirical Mixed-Methods Field Study. *Proceedings of the IEEE/ACM 48th International Conference on Software Engineering: Software Engineering in Practice, 2026,* 259-268.

Brynjolfsson, E., Chandar, B., & Chen, R. (2025). Canaries in the coal mine? Six facts about the recent employment effects of artificial intelligence. *SIEPR Working Paper.*

Brynjolfsson, E., Li, D., & Raymond, L. R. (2025). Generative AI at work. *The Quarterly Journal of Economics, 140(2)*, 889–942.

Chen, S., & Cheung, A. C. K. (2025). Effect of generative artificial intelligence on university students learning outcomes: A systematic review and meta-analysis. *Educational Research Review, 49*, 100737.

Crane, L. D., & Soto, P. E. (2026). AI and coder employment: Compiling the evidence. *Finance and Economics Discussion Series, 2026-018.*

Cursor. (n.d.). Models & pricing. Retrieved August 28, 2026, from https://cursor.com/docs/models-and-pricing

Demirer, M., Musolff, L., & Yang, L. (2026). Writing code vs. shipping code: Productivity effects across generations of AI coding tools. *NBER Working Papers 35275.*

Emanuilov, I., & Margoni, T. (2024). Forget me not: Memorisation in generative sequence models trained on open source licensed code. SSRN.

Geiger, T., Schlegel, D., & Höll, J. (2026). Tech turnoffs: A meta-study of why students avoid computer science oriented programmes. *Procedia Computer Science, 278*, 208–215.

GitHub. (2026, April 27). GitHub Copilot is moving to usage-based billing. GitHub Blog. https://github.blog/news-insights/company-news/github-copilot-is-moving-to-usage-based-billing/

Gmyrek, P., Berg, J., Kamiński, K., Konopczyński, F., Ładna, A., Nafradi, B., Rosłaniec, K., & Troszyński, M. (2025). Generative AI and jobs: A refined global index of occupational exposure. *ILO Working Papers 140.*

Merler, M., Pan, R., Krishna, R., Ho, T. K., Pavuluri, R., & Vukovic, M. (2026). Usage, effects and requirements for AI coding assistants in the enterprise: An empirical study. *Proceedings of the 48th International Conference on Software Engineering (ICSE 2026)*.

Mo, R., Wang, D., Zhan, W., Jiang, Y., Wang, Y., Zhao, Y., Li, Z., & Ma, Y. (2025). Assessing and analyzing the correctness of GitHub Copilot's code suggestions. *ACM Transactions on Software Engineering and Methodology, 34(7), Article 194.*

Stalnaker, T., Wintersgill, N., Chaparro, O., Heymann, L. A., Di Penta, M., German, D. M., & Poshyvanyk, D. (2026). Developer perspectives on licensing and copyright issues arising from generative AI for software development. *ACM Transactions on Software Engineering and Methodology*, 35, 1–39.

Westby, S., Modestino, A. S., & Cheng, P. (2026). Generative AI and the redefinition of entry-level software work. *IZA Discussion Papers 18723.*

Widła, B. (2026). Can software copyright in the EU survive the end of programming? *GRUR International,* 75(8), 705–718.

Zhang, S., & Narayandas, D. (2025). Engaging customers with AI in online chats: Evidence from a randomized field experiment. *Management Science, 72(1),* 73–95.

ПРИЛОЖЕНИЕ НА ИЗКУСТВЕНИЯ ИНТЕЛЕКТ ПРИ ПОДДЪРЖАНЕ НА КИБЕРСИГУРНОСТТА НА ОРГАНИЗАЦИИТЕ

Доц. д-р Росен Кирилов[1]

Резюме: *Изграждането на система за киберсигурност в организациите е сложен и продължителен процес. Изградената система следва да отговаря на всички световни стандарти, както и добри практики, за да отговори на очакванията на мениджмънта. Редица от софтуерните приложения и платформи, които ще бъдат приложени в този процес са изградени на основата на използване на изкуствения интелект. Поради това в доклада се разглеждат подобен вид системи, както и трудната задача за използване на изкуствен интелект в киберсигурността.*

Ключови думи: *киберсигурност, изкуствен интелект, потребителско поведение, софтуерни технологии*

JEL: L86

APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN MAINTAINING ORGANIZATIONAL CYBERSECURITY

Assoc. Prof. Dr. Rosen Kirilov

Abstract: *Establishing a cybersecurity system within organizations is a complex and lengthy process. The resulting system must comply with all global standards and best practices to meet management's expectations. Many of the software applications and platforms implemented during this process are built upon artificial intelligence. Consequently, this report examines such systems, as well as the challenging task of utilizing artificial intelligence in cybersecurity.*

Key words*: cybersecurity, artificial intelligence, consumer behavior, software technologies*

JEL: L86

1. Въведение

Въпросите на киберсигурността станаха особено актуални през последните години. Това се дължи на много високото ниво на дигитализация в определени сектори, което налага и изисква създаваните и прилагане технологии, събираните и обработвани чрез тях данни да бъдат опазвани по законосъобразен и ефективен начин. В редица икономически сектори тези въпроси са пренебрегвани или решавани частично, чрез определени решения, което не създава условия и възможности за въвеждане на цялостни решения, гарантиращи неприкосновеността на инфор-

[1] rkirilov@unwe.bg, Университет за национално и световно стопанство – София, катедра „Информатика“

мацията и нейното качество. В този контекст изключително важен управленски въпрос е осъзнатата необходимост от подходяща, навременна и ефективна система за киберсигурност. Липсата на условия и управленска воля за нейното изграждане и не поддържане във времето (а такива примери от практиката има много) може да доведе до непоправими последствия за организацията, нейната дигитална инфраструктура, данни, имидж и обществено доверие. Поради тези причини в настоящия доклад се акцентира върху необходимостта от управленско осъзнаване важността на този въпрос и прилагането на механизми за превантивна защита, а не търсене на решения при възникване на кризисна ситуация, инцидент и теч на данни.

2. Разработване на концепции за изграждане на системи за киберсигурност в организациите

Ако бъде извършен осъзнат управленски избор на стратегия за въвеждане и поддържане на система за киберсигурност в дадена организация, това решение предизвиква след себе си търсене на отговори в няколко конкретни посоки:

- Каква система е подходяща за процесите в анализираната организация? Не всички технологични, организационни или хардуерни мерки могат да доведат до един и същи резултат при няколко различни организации с различни дейности и процеси. Дори пи организации със сходна дейност е възможно да има съществени разлики в начина на протичане на процесите и участниците в тях;
- В състояние ли е организацията сама да изгради подобна система или трябва да използва помощта на външни консултантски компании в сектора? Поемането на отговорност за собствено изграждане следва да е съпътствано с внимателен анализ на квалификацията, уменията и компетентностите на наличните ИТ специалисти в организацията. Ако някои от констатираните дефицити могат да се преодолеят, чрез съответни обучения, то те трябва да бъдат организирани. При някои от обученията следва да се използват и специализирани системи;
- Във всеки от двата случая на собствено изграждане на система за киберсигурност, както и при възлагане на външна консултантска фирма следва да се планира и проведе обучение на служителите, както за повишаване на тяхното общо ниво на знания и компетентности за заплахите при извършване на тяхната дей-

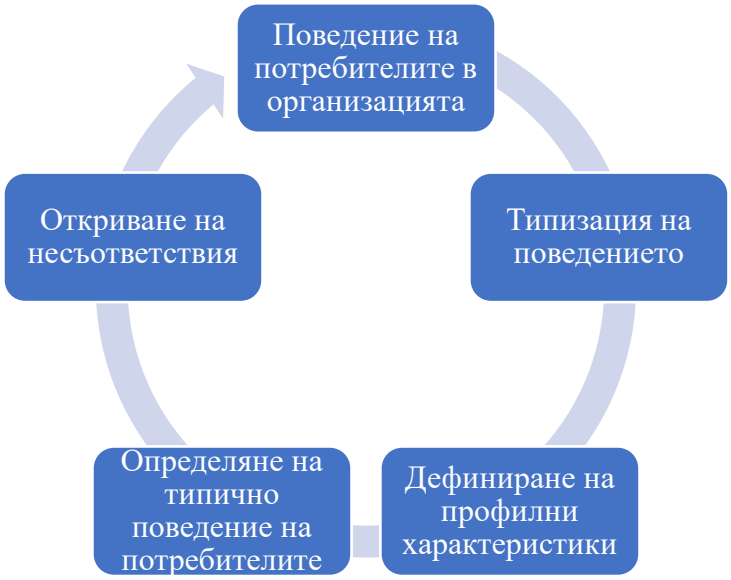
ност, така също и на служителите по информационни технологии за работа с новите технологични решения;

- Проектирането и внедряването на система за киберсигурност представлява сложен и дълъг процес. При някои организации достигането на системна зрялост се постига след около 1 година от началото на процеса. Сложността произлиза от намирането на баланса между организационни, технологични и хардуерни мерки, които в своята цялост на постигнат максимално голям ефект за подобряване на общото ниво на киберсигурност на съответната цена. Въпросите за анализ на разходите и ползите стоят с много голяма сила в този процес. Необходимо е да се набери такъв баланс на компонентите, който осигурява високо ниво на киберсигурност на приемлива цена. Важно е да се подчертае също, че имплементирането само на един вид мерки, дори и в излишък не може да осигури нужните резултати.

В процеса на изграждане на система за киберсигурност в дадена организация възникват и се решават и редица други въпроси, които в своята цялост могат да доведат до имплементирането на надеждни мерки. При изграждането на общата концепция и следващия от нея концептуален модел на система трябва да се отчитат и стратегическите цели на самата организация, така че концепцията за киберсигурност да се вписва в тях и да им съответства.

3. Анализ на поведението на потребителите, чрез изкуствен интелект

Важен въпрос при създаването на концепция и последващото разработване на система за киберсигурност, включваща различни взаимосвързани модули е анализирането на потребителското поведение. В класическия случай анализирането на начина на поведение на потребителите намира голяма приложение в маркетинга. Според някои автори (Sundareswaran et al., 2022) „през последните години изследванията на потребителското поведение придобиха съществено значение, тъй като играят важна роля в маркетинга и растежа на бизнеса“. Икономическите системи използват различни алгоритми и технологични подходи за разбиране желанието на потребителите и техните нагласи на основата на тяхното поведение в мрежата (фиг. 1)



Фигура. 1. Процес на анализ на поведението на потребителите
Източник: авторово изследване

- Поведение на потребителите в организацията. Всеки потребител в дадена организация извършва ежедневно редица действия по отношение на информационните системи с които работи, по отношение на хардуерни компоненти и дигиталната инфраструктура, като цяло. За успешен анализ на поведението на потребителите е необходимо известно време, което е между няколко седмици до няколко месеца в зависимост от активността на потребителя в дигиталната инфраструктура, мрежата и интернет ресурсите. Тук далеч не става въпрос да „следене“ на потребителя в мрежата, а за определяне на типично негово поведение. Примерите в тази посока могат да са много, например: обичайни локации за достъп до електронна поща; регулярно влизане и излизане от дадени информационни системи, времева активност по отношение на информационните ресурси и др.;
- Типизация на поведението. Типизацията на поведението е свързана с дефинирането на обичайните за даден потребител дейности. Например той влиза в дадена система средно 3 пъти на ден, достъпва електронната си поща от града, в който работи в по-големия процент от случаи и др. Типизацията трябва да се извършва, чрез правилното определяне праговите стойности даващи „обичайност“ в поведението, а това е сложна задача, която следва да се извършва с подходящ софтуерен инструментариум. Разпространените софтуерни средства са много и повечето от тях са от групата на т. нар SIEM (Security Information and Event Management) софтуер. Пример за подобен софтуер е Rapid 7 или

аналог. Преди избора на конкретна SIEM платформа за имплементиране следва да се извърши сравнителен анализ на предимствата и недостатъците на подобни платформи, за което може да се използва например www.capterra.com;

- Дефиниране на профилни характеристики. Оформянето на профилните характеристики се извършва на базата на типизацията на поведението. За по-големи организации с голям брой потребители става много трудно и сложно да се наблюдава всеки от потребителите, при което те могат да се групират в профилни групи и да се наблюдава поведението на цялата група. Дефинирането на профилните характеристики на потребителите изисква натрупване на достатъчно данни в дълъг времеви ред и в голяма степен зависи от активността на потребителите;
- Определяне на типично поведение на потребителите. Окончателното определяне на типичното поведение на потребителите следва да се конфигурира и от гледна точка на регулярните бизнес задачи в организацията. Например ако даден потребител влиза в електронната си поща обичайно от града, в който работи и съответния отдел на компанията е в командировка в чужбина, редовното влизане в електронната поща от чужбина за този период не следва да се отчита, като аномалия, водеща до потенциален риск и опасност от неправомерен достъп;
- Откриване на несъответствия. Откриването на несъответствия графично е представено на фиг. 2.



Фигура. 2. Откриване на несъответствия, чрез изкуствен интелект
Източник: авторово изследване

Някои от съществените моменти в процеса на откриване на несъответствията в потребителското поведение са:

- Поддържане на типизацията в поведението на потребителите. Това е необходимо, защото бизнес задачите се променят, променят се и самите потребители и по този начин тяхната активност по отношение на информационните ресурси на организацията не остава постоянна във времето, а се променя;

- Постоянно поддържане в актуалност на риск-регистъра на организацията с анализ на нововъзникнали рискове и дефиниция на мерки за тяхната редукция;
- Откриване на несъответствия между типичното поведение на потребителите по отношение на информационните ресурси и тяхното текущо поведение в реално време с оглед осигуряване на механизъм и адекватни комуникационни канали за известяване на потенциални рискове, както и бързата реакция по тях. Тези техники дават голяма ефективност по отношение на ранното разкриване на компрометирани потребителски акаунти, които могат да доведат до реални киберинциденти;
- Постоянно обучение на изкуствения интелект за откриване на несъответствия при променяща се бизнес среда;
- Приложение на опита с големите езикови модели (Andonov, 2024).

Тези, както и други подобни мерки могат да доведат до повишаване на ефективността на системата за киберсигурност, както и реално използване на вградени алгоритми за изкуствен интелект в областта на киберсигурността.

4. Заключение

В заключение е важно да се подчертае, че киберсигурността се отнася до всяка една организация и поддържането на високо ниво на защита гарантира по-голяма ефективност на дейността и задържане на пазара. Ниското ниво на защита на дигиталната инфраструктура може до доведе до бързо компрометиране пред клиентите и доставчиците на организацията, да нанесе имиджови щети и да разруши вече достигнати пазарни позиции. Поради тези причини е необходимо организациите да осъзнаят съвременните информационни рискове, да ги оценят и да изградят адекватна за техните процеси система за киберсигурност, която да донесе устойчивост. В доклада е направен опит за поставяне на акценти върху някои от възможностите за анализ на поведението на потребителите и приложението на изкуствен интелект при решаването на тази относително стандартна и типизирана информационна задача. Продължаващите разработки в тази област могат да се ползват за насочване на вниманието в посока изграждане и управление на SOC центрове, където анализа на потребителите е само едно от направленията на работа.

Използвани източници

Andonov, V. (2024). Enhancing university students' activities with interactive immediate feedback using customized LLMs. *Proceedings of the 2024 12th International Scientific Conference on Computer Science (COMSCI 2024)*. https://doi.org/10.1109/COMSCI63166.2024.10778529

Sundareswaran, Ghanasiyaa & Kamaraj, Harshini & Sanjay, Shanmathy & Chakaravarthy, Akalya & Elangovan, Poojashree & P, Kruthikkha. (2022). Consumer Behavior Analysis. *International Journal of Research and Applied Technology*. 2. 82-90. 10.34010/injuratech.v2i1.6536.

Интернет сайт на Rapid 7 - https://www.rapid7.com/ , последно достъпван на 09.09.2026 г.

Интернет сайт на capterra.com – https://www.rapid7.com/ , последно достъпван на 09.09.2026 г.

ДВУМЕРНА КЛАСИФИКАЦИЯ НА АГЕНТИТЕ С ИЗКУСТВЕН ИНТЕЛЕКТ ВЪВ ВЕРИГАТА ЗА ДОСТАВКИ

Доц. д-р Петя Емилова[1]
Доц. Веселин Попов[2]

Резюме: *В доклада е предложена класификация на агентите с изкуствен интелект във верига за доставки по пет функционални области и три нива на автономност, базирана на извършен систематичен литературен преглед по метода PRISMA. Класификацията дава на мениджърите рамка за постепенен преход от мониторинг към автономна оркестрация и очертава слабо изследвани области.*

Ключови думи: *агенти с изкуствен интелект, агентен изкуствен интелект, многоагентни системи, верига за доставки, нива на автономност*

JEL: M11, M15, O33

TWO-DIMENSIONAL CLASSIFICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE AGENTS IN THE SUPPLY CHAIN

Assoc. prof. PHD, Veselin Popov
Assoc. prof. Petya Emilova

Abstract: *The report proposes a classification of artificial intelligence agents in the supply chain based on five functional areas and three levels of autonomy, derived from a systematic literature review conducted using the PRISMA method. This classification provides managers with a framework for a gradual transition from monitoring to autonomous orchestration and identifies areas that have received limited research attention.*

Key words*: artificial intelligence agents, agent-based artificial intelligence, multi-agent systems, supply chain, levels of autonomy*

JEL: M11, M15, O33

1. Въведение

Съвременните вериги за доставки (ВД) функционират в динамична и сложна среда, за която традиционните решения с изкуствен интелект (ИИ) не са проектирани (Pulikottil, et al., 2023). Тези решения остават статични, решават изолирани задачи за прогнозиране и класификация, без да отчитат контекста, изискват значителна човешка намеса и имат ограничена мащабируемост (Aylak, 2025). Агентите с ИИ предлагат алтернатива, основана на автономност, адаптивност и взаимодействие между множество агенти. Въпреки техните възможности, към момента в научната литература няма

[1] p.emilova, Стопанска академия „Д. А. Ценов“ – Свищов
[2] v.popov, Стопанска академия „Д. А. Ценов“ – Свищов

единно становище относно същността на агентите с ИИ, нито утвърдена класификация на тяхното приложение във ВД.

Целта на доклада е да предложим двумерна класификация на агентите с ИИ във ВД по функционална област и ниво на автономност за нуждите на управлението на ВД. Изследването се основава на систематичен литературен преглед по метода PRISMA на публикации в Scopus за периода 2021–2025 г. В доклада разглеждаме разликите между традиционния ИИ и агентно-базираните подходи. Също така представяме концептуалната рамка за класификация и очертаваме слабо изследваните области.

2. Методология на изследването

В началото на научното изследване формулирахме три свързани изследователски въпроса:

RQ1: Какви са предимствата на агентите с ИИ в контекста на ВД в сравнение с традиционните приложения с ИИ?

RQ2: Как могат да бъдат категоризирани агентите с ИИ, за да се формира типология, подходяща за целите на управлението на ВД?

RQ3: Как агентите с ИИ могат да подобрят адаптивността, ефективността и устойчивостта на ВД?

За да отговорим на трите изследователски въпроса извършихме систематичен литературен преглед. За целта използвахме метода PRISMA, за търсене избрахме база данни Scopus за периода 2021 – 2025 г. Бяха намерени 161 документа с отворен достъп, отговарящи на критериите за търсене. След допълнителен подбор останаха 34 публикации, които бяха подробно изследвани. Като резултат в изследването са използвани 11 източници, съдържанието на които е директно свързано с отговорите на изследователските въпроси.

2. Разлики между традиционния изкуствен интелект и агентно-базираните подходи

Традиционният ИИ използва централизирани модели и алгоритми, при които на база ясно дефинирани логика или обучен модел, системата обработва входните данни и генерира изходни резултати. При този подход един (централен) модул изпълнява интелигентните функции, има общ поглед върху целия проблем и взема решения глобално. В този контекст основна характеристика на традиционния ИИ е неговата ориентираност към централизирана оптимизация и директно решаване на проблеми.

Агентно-базираните подходи, за разлика от традиционния ИИ, се базират на методи и архитектурно моделиращи системите под формата на

съвкупност от автономно взаимодействащи си агенти. Те използват децентрализиран модел на интелигентност. При него системата се състои от множество автономни агенти, всеки от които има свои собствени правила на поведение, локално възприятие и възможности за взаимодействие с други агенти и околната среда. Глобалното поведение на системата, което възниква поради колективната динамика на агентите, замества централизираното вземане на решения. Ефективността на тези подходи се проявява особено при моделиране на сложни адаптивни системи, за които взаимодействията между участниците са ключови и, за които е невъзможно или нежелано използването на централен механизъм за управление. Фокусът на агентно-базираните подходи е върху децентрализираното взаимодействие и възникващото поведение като източник на системна интелигентност.

Основната разлика между традиционния ИИ и агентно-базираните подходи се изразява в различните начини за моделиране на интелигентно поведение и сложни системи. Тя е свързана с използваната архитектура, методология и концепция и т.н.

2.1. Концепция за агентен изкуствен интелект

На този етап, все още не е формирано единно становище за агентите с ИИ. Pulikottil и др. приемат агентите като „когнитивни същности с автономни и социални способности“ (Pulikottil, et al., 2023). Според Aylak, „агентно-базирания ИИ“ се отнася до „системи с ИИ, които притежават автономност, адаптивност и проактивни възможности за вземане на решения“ (Aylak, 2025). Тези системи разсъждават с много взаимосвързани променливи и вземат решения в реално време, като усъвършенстват стратегиите си на база на обратна връзка от извършваните действия. Mishra и Senapati (Mishra & & Senapati, 2025) посочват, че агентният ИИ, базиран на LLM, позволява да се анализират и съпоставят множество взаимозависими елементи на търговията на дребно, като пазарен анализ, управление на магазините, управление на ВД, управление на запасите и разработване на ценова стратегия. Според тях, агентният ИИ подобрява вземането на решения чрез динамична адаптивност, като заменя многостепенния процес на вземане на решения с вземане на решения в една точка.

Концепцията за „многоагентни системи“ разширява разбирането за агентно-базиран ИИ. Многоагентните системи могат да се определят като общности от агенти с ИИ в социална среда, които работят за постигане на индивидуални и групови цели (Ricardo, Benítez, González, & Nuñez, 2022), (Pulikottil, et al., 2023).

Други съществени различия между традиционния ИИ и агент-базираните подходи са оперативната автономност и адаптивността на последните. Традиционният ИИ преобладаващо решава изолирани проблеми. Пример за това е автономно прогнозиране на търсенето, без динамични

решения в различни среди. За разлика от него, агентно-базираните подходи вземат решения, които са базирани на обстоятелствата в съответната среда. Те също така се учат от опита, адаптирайки се към нови условия без намесата на потребителя. Повечето традиционни статични ИИ модели използват предварително дефинирани правила, а агент-базираните ИИ рамки усъвършенстват стратегиите, защото са базирани на динамични данни (Aylak, 2025).

2.2. Ограничения на традиционния ИИ при използване във веригата за доставки

Характерно за традиционни решения с ИИ е тяхната статичност и ограниченост до решаване на изолирани задачи за прогнозиране и класификация, липсата на адаптивност и осъзнаване на контекста. Те изискват значителна човешка намеса и имат ограничена мащабируемост (Aylak, 2025) и, също така не са проектирани за съвременните динамични и сложни ВД (Pulikottil, et al., 2023).

Статичната функционалност и невъзможността за адаптиране към сложни, променящи се среди ограничават традиционния ИИ във ВД. За разлика от това подходите, базирани на агенти, преодоляват тези ограничения. Те могат да осигурят автономност, адаптивност в реално време, мащабируемост и съвместна интелигентност в операциите на ВД (вж. табл. 1).

Таблица 1. Предимства на традиционните и агентно-базираните подходи с ИИ

Характеристика	Традиционен ИИ	ИИ базиран на агенти
Автономност	Ниска – изпълнява задачи, дефинирани от човека.	Висока – самостоятелно изпълнява целите.
Проактивност	Реактивен – чака подкана или пускане.	Проактивен – предприема действия за постигане на целите.
Адаптивност и учене	Статични модели – изисква преобучение.	Непрекъснато самообучение и промяна на политиките.
Контекстно осъзнаване	Обработва данни изолирано.	Осъзнат съдържанието и взаимовръзките.
Социални способности	Липсват социални умения.	Работи с други агенти и хора (много агентни системи).

Източник: Систематизирано от авторите на база (Pulikottil, et al., 2023), (Ricardo, Benítez, González, & Nuñez, 2022), (Aylak, 2025), (Fan, et al., New era towards autonomous additive manufacturing: a review of recent trends and future perspectives, 2025), (Fan, et al., 2025), (Mishra & & Senapati, 2025), (Bahrpeyma & Reichelt, 2022)

3. Концептуална рамка за класификация на агентите с изкуствен интелект

След представените обобщени наблюдения е необходимо да се дефинира структурирана класификация.

3.1. Обосновка за класификацията

Необходимо е да се формулира класификация, която да включва действията, които агентите могат да извършват, а също и тяхната възможност за независимо действие. За тази цел, дефинираната от нас рамката за класификация идентифицира агентите с ИИ във ВД по две измерения: функционална специализация и автономност.

Концептуална рамка, която е представена в тази част е създадена на база резултатите от систематичния литературен преглед, описан в методологията на изследването. Групите агенти с ИИ в двете предложени класификации (по функционална област и по ниво на автономност и интелигентност) са обособени чрез обобщаване на функциите и приложенията на агентите с ИИ, описани в източниците, посочени в края на описанието на всяка група.

3.2. Класификация по функционална област

В тази част класифицираме агентите с ИИ според основната им функция във ВД.

Агенти по снабдяването. Те автоматизират и оптимизират придобиването на стоки и материали, в т.ч. графиците за снабдяване с цел спестяване на време при избора на доставчици и вземането на решения за това кога и как да се поръчват стоки. Тези агенти също така подпомагат осигуряването на материали и ресурси за производство, прогнозират търсенето, създават параметри за договори за доставка и др. (Aylak, 2025), (Kosasih & Brintrup, 2022), (Yung, Tsang, Wu, & Ip, 2023).

Агенти по инвентаризация и логистика. Използват се за подпомагане преместване и съхранение на стоки, намаляване на запасите и претоварването на транспортните средства, динамично управление на инвентара и маршрутите и за постигане на по-добра ефективност на доставките. Логистичните задачи, които агентите изпълняват са групиране на поръчки, комплектоване, възлагане на задачи и контрол на автоматизирани мобилни роботи. Тези агенти се прилагат също при опаковане на стоките и товарене на контейнери, оптимизиране на инвентара и маршрутизиране (Bahrpeyma & Reichelt, 2022), (Aylak, 2025), (Venkatadri, 2024), (Kosasih & Brintrup, 2022).

Производствени агенти. Производството и монтажът се управляват от агенти с ИИ, прилагани в производството. Тяхното приложение е подходящо за целите на планирането в гъвкави производствени предприятия и най-вече за автоматизиране на цели производствени участъци. Примерите от тяхното практическо използване показват, че тези агенти могат да се справят с почти всичко – от планиране на производството, осигуряване на качеството и обработка във ВД на агрохранителни продукти до контрол на процесите и поддръжка в производството на стомана. Също така, те се използват за планирането на задачи и ресурси, за разпределение на машините и поддръжка, както и за мониторинг на оборудването за откриване на аномалии (Bahrpeyma & Reichelt, 2022), (Fan, et al., 2025), (Pulikottil, et al., 2023).

Агенти за поддържане на клиенти и търсене. Много са областите на тяхното използване във ВД: за предвиждане на търсенето и извършване на промени на основа на нови данни; като агенти на търговци на дребно, които получават информация за поръчките от клиенти; като агенти, които обработват поръчките директно; като агенти, които организират експедицията, транспорта и доставката на готовата продукция до клиентите и др. Например, ВД на агрохранителни продукти включва прогнозиране на търсенето, пазарен анализ и ангажиране на потребителите. Освен посоченото агентите с ИИ предвиждат търсенето въз основа на моделите на потребление, а в системите за търговия на дребно те получават обратна връзка от клиентите (Aylak, 2025), (Kosasih & Brintrup, 2022), (Ricardo, Benítez, González, & Nuñez, 2022).

Агенти по управление на риска и съответствието. Техните задачи са поддържане на съответствието на ВД с всички разпоредби и правила (напр. разпоредби за устойчивост, зелени обществени поръчки и др.), както и устойчивост на прекъсвания. Примери от практиката показват, че агентите с ИИ се справят добре с дейности като контрол на качеството, откриване на грешки в логистиката и управление на прекъсвания във ВД на агрохранителни продукти и др. Те също така могат да участват в цялостното наблюдение на сигурността и безопасността на ВД от мрежови прониквания. В логистиката, действайки в реално време, те правят ВД устойчива на прекъсвания (Aylak, 2025), (Yung, Tsang, Wu, & Ip, 2023), (Sharifmousavi, Kayvanfar, & Baldacci, 2024), (Ricardo, Benítez, González, & Nuñez, 2022) .

Петте очертани функционални области и тяхното позициониране в различните нива на автономност са консолидирани на фиг. 1. Както се вижда от фигурата, агентите по инвентаризация и логистика са най-изследваните към момента (високо покритие и в трите нива на автономност), следвани от агентите по производство. Агентите по снабдяване остават най-слабо развитата област в научните изследвания.

3.3. Класификация по ниво на автономност и интелигентност

В тази част на доклада, класифицираме агентите с ИИ на база на критерия „способност за вземане на самостоятелни решения“. В тази насока очертаваме три вида агенти.

Вид 1. Агенти за мониторинг и докладване (ниска автономност)

Дейностите по събиране на данни и отчитане се извършват главно от този вид агенти. В някои системи участващите агенти само събират данни, а в други, освен това могат и да вземат решения. Агентите с ниска автономност се използват главно за наблюдение в реално време на емисиите и нивата на запасите, както и на производствените ресурси и подсистеми. Пример за изпълнявани от тях функции са наблюдение на състоянията на устройствата и условията на работа във вътрешната логистиката, наблюдение в реално време и контрол на качеството във ВД на хранително-вкусовата промишленост. Те могат да обработват данни от системен мониторинг и да откриват аномалии в търговията на дребно, да наблюдават и измерват параметрите на работната среда в производството на стомана, да наблюдават безопасността на персонала в цеховете, състоянието на превозните средства и състоянието на докове в градската логистика и др. (Bahrpeyma & Reichelt, 2022), (Aylak, 2025), (Pulikottil, et al., 2023), (Venkatadri, 2024), (Sharifmousavi, Kayvanfar, & Baldacci, 2024).

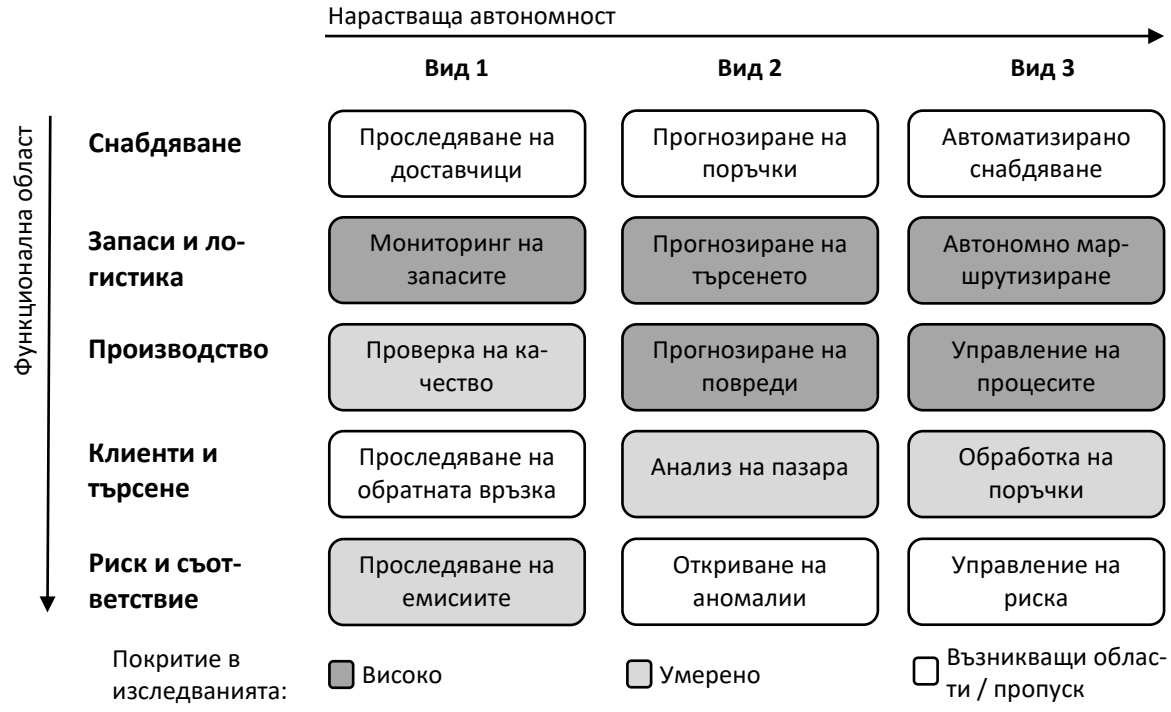
Тип 2. Предсказващи и консултативни агенти (средна автономност)

Основните възможности на агентите със средна автономност са обработването на данни, правенето на прогнози и препоръки. Те са обучени чрез експертни демонстрации как да планират и прогнозират търсенето и нуждите от инвентар. Сред тези агенти има такива, които препоръчват материали и параметри за различни процеси: за производство; диагностика и прогнозиране на повреди; прогнозиране на търсенето и др. Те са обучени за действие също по политики за обществени поръчки и инвентаризация, могат да дават препоръки на база на разсъждения и прогнозиране, базирани на конкретни случаи. Този вид агенти научават най-добрите действията, които изпълняват складови роботи, правилата за диспечерско планиране за планиране на производството, консултативните сигнали за фабричните системи за безопасност и машинно обучение за прогнозиране на очакваното време на пристигане и промените в графика. Други техни функции са прогнозиране на търсенето, оценка на качеството на плана, анализ на разходите, подходящи операции за прогнозиране на графика и съвети за действие (Bahrpeyma & Reichelt, 2022), (Aylak, 2025), (Fan, et al., 2025), (Pulikottil, et al., 2023), (Venkatadri, 2024).

Вид 3. Предписващи и изпълнителни агенти (висока автономност)

Агентите с висока автономност функционират, като вземат решения с малка или без човешка намеса. Те се използват за планиране на задачи в про-

изводствения цех, транспорт, управление на инвентара и маршрутизиране на автономни превозни средства. Високо автономните агенти могат да променят операции, свързани с пренасочване на доставките и логистиката и да управляват целия производствен процес – от проектирането до работата на машината. Те се използват за автономно управление на процесите, планиране и изпълнение на производството, както и за автоматизирано управление на множество мобилни роботи и агенти за динамично разпределение на задачите. Освен това те изпълняват политики за снабдяване и инвентаризация: чрез динамично обучение; автономно планиране; адаптивно вземане на решения; навигация в реално време; действия по задачи за складови роботи. Също така планират операциите на дребно и директно контролират производството, доставката и поддръжката. Други възможности за приложение на високо автономни агенти са в решения за планиране на финансовите пазари, управление на търговията и инвентара, както и автономно препланиране и разпределение на логистични ресурси за разрешаване на конфликти (Bahrpeyma & Reichelt, 2022), (Aylak, 2025), (Fan, et al., 2025), (Pulikottil, et al., 2023), (Venkatadri, 2024).



Фигура. 1. Двумерна класификация на ИИ агенти във ВД
Източник: Систематизирана от авторите на база Таблица 1, т. 3.2, т. 3.3 и прегледаната литература

Фиг. 1. представя открити в изследването зависимости. Агентите от вид 2 (прогнозни/консултативни) участват в почти всички функционални области. За разлика от тях агенти от тип 3 (предписателни/изпълнителни)

доминират в области с висока сложност, като например маршрутизиране на запасите и планиране на производството. В клетки с бял цвят фиг. 1. са представени по-слабо проучените пресечни точки, като обществените поръчки и риска/съответствието с по-високи нива на автономност. Те дефинират области за бъдещи изследвания.

На представената двумерна класификация (вж. фиг. 1) редовете представят функционални области, а колоните – нива на автономност. Оцветяването показва обхвата на изследването: тъмно сиво (високо покритие), светло сиво (умерено), бяло (нововъзникващи/празнини). Фигурата е систематизирана от Таблица 1, т. 3.2, т. 3.3 и прегледаната литература.

Предложената класификация може да се използва от мениджъри като стратегически инструмент за оценка на дигиталните възможности на компаниите. На тази основа те ще могат ясно да приоритизират инвестициите в автоматизация. Дефинирането на точните функционални нужди във връзка с нивата на автономност ще доведе до минимизиране на рисковете при внедряване, плавен преход от реактивен мониторинг към напълно автономна оркестрация на процесите във веригите им за доставки и др.

4. Заключение

Решенията за използване на агенти с ИИ във ВД трябва да се вземат от организациите на основа на функционална класификация на областите на приложение, а внедряването трябва да се извършва постепенно, като се отчита рамката за автономност. Започва се от изграждане на възможности за мониторинг (Вид 1), преминава се през прогнозиране и консултиране (Вид 2), и се завършва с автономно изпълнение (Вид 3). Извършването на тези действия налага фундаментални промени в управлението на бизнес организациите и в уменията на персонала. На мениджърите са необходими компетенции в координацията на агентите и осъществяване на сътрудничеството между човек и ИИ. Това ще осигури възможности за управление на автономното вземане на решения и етичните въпроси, свързани с прозрачността и човешкия надзор.

Проведеното изследване формира извода, че интеграцията на агенти с ИИ във ВД е повече от обикновено оперативно подобрение. Те могат да действат като катализатор за дигиталната трансформация на ВД и са съществен фактор, който превръща автономните ВД в свързани, интелигентни и адаптивни екосистеми. Агентите с ИИ имат различни възможности, които зависят от нивото на внедряване, оперативна съвместимост на ВД. Очертаната тенденция е към комбиниране на функционална специализация с автономност, което води до пълен контрол върху дейностите (от основен мониторинг до пълна автономна оркестрация).

Агентите с ИИ са важен фактор, предоставящ възможности за трансформирането на ВД в интелигентни екосистеми. Чрез предоставяне на структурирана типология на агентите с ИИ и описание на ползите от тях, докладът може да помогне на мениджъри с рамка за преход от ръчно наблюдение и контрол към автономна оркестрация. Резултатът от този преход може повиши тяхната конкурентоспособност и устойчивост в условията на глобална икономическа несигурност.

Използвани източници

Aylak, B. L. (2025). SustAI-SCM: Intelligent Supply Chain Process Automation with Agentic AI for Sustainability and Cost Efficiency. *Sustainability, 17*(6), 2453. doi:10.3390/su17062453

Bahrpeyma, F., & Reichelt, D. (2022). A review of the applications of multi-agent reinforcement learning in smart factories. *Frontiers in Robotics and AI, 9*. doi:10.3389/frobt.2022.1027340

Fan, H., Huang, J., Xu, J., Zhou, Y., Fuh, J. Y., Lu, W. F., & Li, B. (2025). AutoMEX: Streamlining material extrusion with AI agents powered by large language models and knowledge graphs. *Materials & Design, 251*, 113644. doi:10.1016/j.matdes.2025.113644

Fan, H., Liu, C., Bian, S., Ma, C., Huang, J., Liu, X., . . . Li, B. (2025). New era towards autonomous additive manufacturing: a review of recent trends and future perspectives. *International Journal of Extreme Manufacturing, 7*(3), 032006. doi:10.1088/2631-7990/ada8e4

Kosasih, E. E., & Brintrup, A. (2022). Reinforcement Learning Provides a Flexible Approach for Realistic Supply Chain Safety Stock Optimisation. *IFAC-PapersOnLine, 55*(10), 1539–1544. doi:10.1016/j.ifacol.2022.09.609

Mishra, L. N., & & Senapati, B. (2025). Retail Resilience Engine: An Agentic AI Framework for Building Reliable Retail Systems With Test-Driven Development Approach. *IEEE Access, 13*, 50226–50243. doi:10.1109/access.2025.3552592

Pulikottil, T., Estrada-Jimenez, L. A., Ur Rehman, H., Mo, F., Nikghadam-Hojjati, S., & Barata, J. (2023). Agent-based manufacturing — review and expert evaluation. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2151–2180. doi:10.1007/s00170-023-11517-8

Ricardo, A. R., Benítez, I. F., González, G., & Nuñez, J. R. (2022). Multi-agent system for steel manufacturing process. *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE), 12*(3), 2441. doi:10.11591/ijece.v12i3.pp2441-2453

Sharifmousavi, M., Kayvanfar, V., & Baldacci, R. (2024). Distributed Artificial Intelligence Application in Agri-food Supply Chains 4.0. *Procedia Computer Science, 232*, 211–220. doi:10.1016/j.procs.2024.01.021

Venkatadri, U. &. (2024). Towards a Framework for AI Applications in Intralogistics. *IFAC-PapersOnLine, 58*(19), 37–42. doi:10.1016/j.ifacol.2024.09.084

Yung, K. L., Tsang, Y. P., Wu, C. H., & Ip, W. H. (2023). An autonomous, multi-agent, IoT-empowered space logistics system for mission-critical inventory packing. *ISA Transactions, 132*, 167–181. doi:10.1016/j.isatra.2022.10.035

A LIFECYCLE MODEL OF ILLICIT IT PRODUCTS AND SERVICES IN SHADOW DIGITAL ECONOMY

Professor, DSC, Ohrimenco Serghei [3]
Professor, DSC, Dinara Orlova[4]
PhD Student Ghenadie Belinschi[5]

Abstract: *This study examines the evolution of the Shadow Digital Economy (SDE) by reviewing existing conceptual approaches and proposing an original lifecycle model for illicit digital products and services. The elaborated ten-stage framework extends from idea generation to reinvestment and a new development cycle, integrating monetization and rent extraction at every stage. The model provides a conceptual foundation for developing regulatory indicators to assess the effectiveness of measures aimed at countering the SDE.*

Key words*: Shadow Digital Economy, SDLC, Crime-as-a-Service, Life Cycle Models, Cybercrime*

JEL: D74 E37 K24 L86 O17

1. Introduction

The digitalization of the global economy has significantly transformed legitimate forms of economic activity alongside the shadow dimension of the digital environment. The proliferation of cloud services, blockchain infrastructures, artificial intelligence tools, and immersive technologies has led to a situation in which many illicit practices no longer appear as isolated technical incidents. Increasingly, they are embedded within broader service-based schemes where access credentials, infrastructures, tools, intermediaries, and monetization channels are repeatedly reused, transferred between actors, or provided on a rental basis.

This development necessitates a broader understanding of the shadow digital economy. It can no longer be adequately described solely through lists of cyberattacks, vulnerabilities, or individual offenses. In many cases, it represents an environment within which stable roles, service dependencies, trust mechanisms, and autonomous income-generation models emerge. Under these conditions, a new category of criminal activity is emerging and gaining momentum within the metaverse through the use of virtual reality (VR), augmented reality (AR), blockchain technologies, and artificial intelligence, commonly referred to as metacrime. Situated within the broader domain of cybercrime, metacrime shares many of its defining characteristics, including

[3] osa@ase.md, Laboratory of Information Security, Academy of Economic Studies of Moldova, Chisinau, Moldova

[4] DROrlova@fa.ru , Department of Economics, Financial University under the Government of Russian Federation, Moscow, Russia

[5] ghenadie.belinschi@ase.md, Laboratory of Information Security, Academy of Economic Studies of Moldova, Chisinau, Moldova

comparable crime typologies, continuous evolution, hyper-spatio-temporality, anonymity, and significant governance challenges (Zhou et al., 2024). The authors argue that metacrime represents the logical extension and next stage in the evolution of the Shadow Digital Economy (SDE).

The absence of clear conceptual definitions for these categories hinders the much-needed scholarly debate on the implications of emerging technologies, as well as their opportunities and risks for individual industries and the economy as a whole.

2. Theoretical Background

Addressing the challenges posed by the Shadow Digital Economy (SDE) requires the development and analysis of comprehensive operational models that capture its activities throughout the entire lifecycle, from the development stage to the commercialization of specific illicit products and services. In practice, however, law enforcement agencies and society generally encounter only the end products of these processes, namely cyberattacks and criminal digital products and services. At the same time, policy and operational frameworks developed by Europol, Interpol, the FBI, and other organizations provide both theoretical and practical foundations for combating cybercrime and metacrime (Ashcroft et al., (2004), (General, 2024). These frameworks advocate treating every virtual incident as a structured set of digital evidence comprising data associated with a specific platform, incident, avatar, user account, device, system logs, financial transactions, and information obtained from third-party service providers.

IT product and service lifecycle models define the structure, processes, and management stages governing a product from its initial conception through to its eventual retirement. In practice, three principal approaches can be distinguished: the product marketing lifecycle (Kneuper, 2018), software engineering lifecycle models based on the Software Development Life Cycle (SDLC) (Olorunshola & Ogwueleka, 2021), and IT service management frameworks (ITSM/ITIL) (Mora et al., 2022).

The product marketing lifecycle describes the commercial evolution of an IT product through several successive stages. The introduction stage involves the development of a minimum viable product (MVP), market entry, and the identification of the target user base. During the growth stage, the product experiences rapid expansion in its customer base, infrastructure is scaled, and new functionalities are introduced. The maturity stage is characterized by peak market performance and operational stability, with strategic emphasis shifting toward customer retention and cost optimization. Finally, the decline stage is marked by diminishing user interest, technological obsolescence, and the gradual migration of customers to newer solutions.

Software development lifecycle models define the methodologies used to design, develop, and maintain software systems. The principal approaches include the Waterfall, V-shaped, Iterative, Spiral, and Incremental models. In contrast, the IT service lifecycle, as defined by the ITIL framework, is designed to deliver business value through IT-enabled services. It encompasses service strategy, which focuses on identifying business requirements, developing service portfolios, and planning IT resources; service design and transition, including testing, deployment, change management, and the migration of new services into operational environments; service operation, which covers ongoing support, incident management, and the maintenance of service availability; and continual service improvement, involving the regular assessment of performance metrics and the optimization of IT service delivery.

This study focuses on lifecycle models for illicit IT products and services operating within the (SDE). Such a model makes it possible to determine the developmental stage of a particular illicit product or service and to anticipate its potential operational peak before it causes significant harm to digital ecosystems or the broader economy through the activities of shadow networks.

This necessitates a more precise specification of the object of analysis—the Shadow Digital Economy and its constituent components. In this study, the concept of an illicit IT product or service is employed as a hypothetical analytical construct encompassing a broad spectrum of cybercriminal activities. This category includes criminal products developed under the Cybercrime-as-a-Service (CaaS) model, incorporating malware, exploits and software vulnerabilities, as well as the infrastructure required to execute cyberattacks. It also covers illicit information assets and datasets, including repositories of personal data and stolen trade secrets, together with digital surrogates and illicit financial instruments, such as cryptocurrency mixing services and concealed payment gateways.

3. Methodological Framework

For the purposes of this study, the SDE is defined as a shadow digital marketplace in which illicit products, services, infrastructure, and coordination mechanisms are organized in a quasi-market structure.

Methodologically, the study is grounded in an institutional-technocratic approach that integrates elements of political economy, institutional analysis, and rational choice theory. This perspective makes it possible to conceptualize the SDE not as a collection of isolated cybercrimes, but as a system of relationships centered on the control of access, digital infrastructure, data, computing resources, coordination channels, trust mechanisms, and financial flows.

The authors argue that the SDE exhibits the characteristics of a self-reproducing system in which revenues are not merely consumed but are partially reinvested into the ecosystem through investments in digital tools, service-layer capabilities, infrastructure, DeFi-, NFT-, and RWA-based ecosystems, as well as emerging forms of digital presence. It is precisely this logic of reproduction that provides the conceptual foundation for the subsequent analysis of the architecture, operational logic, and transformation of the SDE within metaverse environments.

4. Literature Review

To address the research objectives, the study draws upon and synthesizes the existing literature in three principal areas: models and methodologies for the development of digital products and services, monetization models and mechanisms, and the SDE together with its conceptual frameworks.

To examine contemporary approaches to software product and service development, the authors reviewed a range of recent studies, including (Laster & Yahav (2025), (Rupp & Singh (2020), and (Osmani (2025).

The conceptual foundations and strategic approaches to monetization were analyzed on the basis of the works of (Salter (2022), (Sharma (2024), (Tyrväinen & Karjaluoto (2024), and (Rubinstein (2025).

The theoretical development of the Shadow Digital Economy was examined through the contributions of (Gaspareniene et al., (2015), (Kondybayeva & Temerbulatova (2026), (Mastac et al., (2026), and (Ohrimenco et al., (2026).

Additional insights into the evolution of the SDE and metacrime are provided by landmark judicial proceedings. Among the most significant is “Hermès International v. Rothschild” (Garcia, 2022), a precedent-setting U.S. case establishing that traditional trademark law applies to digital assets, including non-fungible tokens (NFTs) and virtual environments within the metaverse. Another notable case, “Nike, Inc. v. StockX LLC” (Kim et al., 2025), concerns trademark infringement arising from the commercialization of NFT-related products. Equally important is the prosecution of the Team Xecuter network, whose members developed and distributed hardware modifications and software enabling the unauthorized execution of pirated video games. According to court records, the group's activities resulted in estimated losses of between USD 65 million and USD 150 million for the video game industry.

Collectively, these cases demonstrate that virtual assets may receive legal protection as property, data, copyrighted works, trademarks, or licensed digital content. This evolving legal landscape further underscores the need for an integrated analytical framework capable of explaining the interconnections between the SDE and metacrime.

Finally, a review of the recent literature, particularly the studies by (Gordon & Loeb (2006) and (Gordon et al., (2020), provided the theoretical foundation for formulating the research problem addressed in this article.

5. **Research Empirical Model**

An analysis of software development lifecycle models made it possible to identify the principal conceptual frameworks and industry standards relevant to this study. Building upon this foundation, the review of existing approaches to modelling the lifecycle of illicit digital products and services revealed three major conceptual frameworks.

The first is the Crime-as-a-Service (CaaS) value creation and distribution model, which conceptualizes illicit digital products as market-oriented offerings progressing through a sequence of stages: research and development (R&D), marketing and distribution, operational deployment (active exploitation), maintenance and customization, and eventual obsolescence or retirement (Europol, 2024), (Guerette & Clarke, 2003).

The second approach is the lifecycle model of cybercriminal products, commonly illustrated by ransomware operations. This framework comprises the stages of Weaponization, Affiliate Launch, Campaign, Burned Stage, and Exit or Rebranding, reflecting the operational evolution of ransomware ecosystems.

The third approach is the phased model of criminal opportunity developed by (Felson & Eckert, 2018), which describes the evolution of illicit activities through four successive stages: Innovation, Growth, Mass Market, and Saturation. The analysis of the existing models allows for an important conclusion: they do not incorporate a monetization stage as a fundamental objective underlying the development and exploitation of cybercriminal products and services.

Within the context of the SDE the monetization of illicit IT products and services is understood as the process of converting illegal software (or its individual components), elements of digital infrastructure, software vulnerabilities, or specialized cyber capabilities into recurring or one-time revenue streams. The primary objective of this process is to generate financial returns from illicit software, stolen datasets, phishing operations, cyberattacks, or gray-market freelance cyber services.

In (Ohrimenco et al. (2023) proposed an Empirical Security Threats Model in which monetization is presented as the final stage of the cyber threat lifecycle. Building on the findings reported in (Ohrimenco et al. (2026), the present study advances the hypothesis that monetization should not be viewed solely as the terminal phase of cybercriminal activity. Instead, it constitutes an integral component present throughout every stage of the lifecycle of illicit IT

products and services, enabling value extraction at each phase of their development and operation.

It should be emphasized that monetization should not be understood solely as the final cash-out stage following the successful execution of a cyberattack or other illicit activity. Rather, it is more accurately conceptualized as a recurring opportunity that emerges throughout the lifecycle whenever the output of a particular stage becomes a transferable asset, a rentable resource, a service capability, or an intermediate digital good. In support of this hypothesis, several arguments can be advanced.

First, several distinct monetization models are employed in practice, each associated with specific forms of illicit digital products and services. These include subscription- or license-based access to platforms and services (subscription); payment per request, verification, or operation, often combined with a subscription model (pay-per-use/subscription); rental of digital infrastructure or computing resources, typically priced on a time basis and supplemented by subscription fees (rental/subscription); transaction commissions or brokerage fees for matching counterparties (commission/fees); revenues derived from market spreads and exchange commissions (spread/fees); retainers or fixed fees for specialized expertise and customized cyber services (retainer/fee); revenue-sharing arrangements or percentage-based compensation linked to successful ransomware payments, data theft, or fraudulent proceeds (commission/revenue sharing); premium or "insurance" payments, including protection-based extortion schemes (premium/extortion); and hybrid or other specialized monetization models (mixed/other).

Second, the contemporary cybercriminal ecosystem has evolved well beyond the traditional sequence of "attack–ransom–cash-out." Europol documents the existence of mature underground marketplaces where not only the proceeds of cybercrime, but also network access credentials, log files, stolen datasets, attack tools, and infrastructure services are actively traded (Europol, 2026). Similarly, ENISA describes a highly professionalized cybercrime ecosystem in which Ransomware-as-a-Service (RaaS), Phishing-as-a-Service (PhaaS), Initial Access Brokers (IABs), and infrastructure providers substantially reduce barriers to entry and enable participants to generate revenue long before the final stage of extortion (Landscape, 2021). Consistent with these observations, the analysis by (Patsakis et al., (2024) of the Malware-as-a-Service (MaaS) ecosystem demonstrates that developers, affiliates, access brokers, and infrastructure providers monetize different segments of the same value chain, with their revenue streams institutionally and economically distributed across multiple stages of the lifecycle.

The proposed lifecycle model for illicit digital products and services comprises a series of interrelated stages. Each stage is characterized using a common analytical framework that identifies the asset being monetized, the

prevailing monetization mechanism, the type of rent generated, and representative real-world examples.

1. **Idea/Research (Concept Formation).** At this stage, monetizable assets include the underlying concept, its individual components, identified vulnerabilities, intelligence gathered during reconnaissance, access credentials, and the overall attack design. Monetization mechanisms include the sale of intelligence, brokerage of unauthorized access, consulting services, and commissioned development. The dominant forms of rent are informational rent and research rent. Representative examples include the sale of stolen logs and access credentials through Initial Access Brokers (IABs).

2. **Development.** Monetizable assets comprise source code, software tools, exploits, malware builders, scripts, administrative panels, and infrastructure components. These assets are commercialized through direct sales, software licensing, rental arrangements, subscription-based access, and revenue-sharing agreements. The predominant form of rent at this stage is technological rent. Typical examples include the commercialization of information stealers, phishing kits, and software exploits.

3. **Testing/Validation.** At this stage, value is created through validated exploits, verified unauthorized access, and technically proven attack solutions. Monetization occurs through exploit validation services, paid testing, and Proof-of-Concept-as-a-Service (PoCaaS), whereby the technical feasibility of a method or technology is demonstrated to potential clients. The principal form of value extraction is trust-based rent, reflecting the premium attached to verified reliability and operational effectiveness. Representative examples include pilot cyberattacks, bespoke penetration testing conducted for criminal clients, and the sale of verified ("working") access.

4. **Productization.** At this stage, monetizable assets include complete products, specialized tools, administrative panels, software solutions, software packages, and compiled builds, either as integrated products or as individual components. The primary monetization mechanisms include direct product sales, licensing, and subscription-based access. The dominant form of rent is product rent, which is based on a business model where developers obtain long-term, stable, and predictable revenue streams from ownership and commercialization of successful cybercriminal IT products. Representative examples include Lumma Stealer, Remote Access Trojans (RATs), cybercriminal management panels, and botnets offered as ready-to-use products.

5. **Service.** At this stage, monetization is derived from complementary services, including ongoing maintenance, software updates, technical support, customization, and consulting. The principal monetization mechanisms include subscription-based access, recurring service fees, paid technical support, and affiliate support programs. The predominant form of value extraction is service rent. Representative examples include Ransomware-as-a-Service (RaaS) sup-

port, software updates, custom feature development, and technical consulting provided to affiliates and customers.

6. **Marketplace.** Monetizable assets include access to an established customer base, marketplace listings, brokerage services, transaction facilitation, and accumulated reputation. Revenue is generated through transaction commissions, listing fees, escrow fees, and payments associated with successful transactions. The dominant forms of rent at this stage are platform rent and intermediary rent. Typical examples include underground forums, darknet marketplaces, and trusted intermediaries facilitating illicit transactions.

7. **Monetization/Cash-out.** This stage represents the primary point at which financial value is realized through the monetization of cash, cryptocurrency, ransom payments, and the conversion and withdrawal of illicit proceeds. Common monetization mechanisms include transaction commissions, exchange spreads, cryptocurrency exchanges, mixing services, cash-out operations, and the sale of digital assets. The predominant form of value extraction is financial rent. Representative examples include cryptocurrency mixers, illicit exchange services, and cash-out operations conducted through money mules.

8. **Profit Distribution.** At this stage, revenues are allocated among developers, affiliates, partners, and other participants within the cybercriminal ecosystem. Monetization mechanisms include revenue-sharing agreements, fixed payments, and performance-based compensation. The principal form of rent is partnership rent. Typical examples include affiliate programs associated with Ransomware-as-a-Service (RaaS), Malware-as-a-Service (MaaS), and other profit-sharing arrangements.

9. **Reinvestment.** Monetization at this stage is directed toward reinvesting illicit proceeds in software tools, digital infrastructure, human capital, and new criminal ventures. Resources are allocated through purchases, investments, business expansion, recruitment, and the acquisition or leasing of infrastructure. The dominant forms of value extraction are investment rent and strategic rent. Representative examples include the purchase of servers, the development of new software modules, and the expansion of development and operational teams.

10. **New Development Cycle.** The final stage initiates a new cycle of innovation by returning to the conceptual phase with revised objectives, new products and services, and strategies aimed at expanding into additional markets. In essence, the lifecycle recommences with a new portfolio of digital assets and service offerings. At this stage, cumulative rent emerges through the continued reinvestment and scaling of previously accumulated capabilities. Representative examples include the establishment of new criminal enterprises, the launch of new illicit products, and the expansion of cybercriminal ecosystems.

The proposed lifecycle model for illicit IT products and services does not encompass the full diversity of activities observed within the Shadow Digital Economy and should therefore be regarded as a conceptual framework requiring

further refinement. In particular, future research should focus on the continued development of foundational umbrella service models, including Cybercrime-as-a-Service (CaaS), Software-as-a-Service (SaaS), Ransomware-as-a-Service (RaaS), and related service-oriented cybercriminal ecosystems.

6. Conclusions

The proposed lifecycle model for illicit IT products and services requires further refinement and closer integration with broader governance models of the Shadow Digital Economy (SDE).

In particular, the architecture of the SDE should distinguish between two complementary dimensions. The first comprises the forms through which illicit functions are packaged and delivered, such as the various *as-a-Service* models. The second encompasses the operational mechanisms through which these functions are implemented, representing stable configurations of production, coordination, and the extraction of destructive digital value.

Future research should therefore focus on three interconnected analytical levels.

At the micro level, attention should be directed toward individual cybercriminal tools, access points, malicious functionalities, service components, infrastructure modules, and discrete exchangeable assets. It is at this level that the primary "commodity form" of illicit activity emerges, including unauthorized access, malicious software modules, attack techniques, anonymization services, distribution channels, digital identities, digital assets, and individual datasets.

At the meso level, which represents the structurally dominant layer of the ecosystem, both the division of labor and the coordination of specialized actors become evident. Access brokers, malware developers, operational actors, intermediaries, call centers, consultants, infrastructure providers, trust brokers, and financial facilitators transform isolated functions into an integrated service-based economy. Within this environment, cybercriminal operations are decomposed into specialized tasks distributed across multiple participants, while digital platforms and underground marketplaces function as coordination hubs where complex operations are assembled.

At the macro level, the institutional conditions that ensure the long-term sustainability of the ecosystem emerge. These include mechanisms of trust, arbitration, quasi-market rules, reputation standards, platform governance, admission and exclusion procedures, and, increasingly, proprietary forms of partial platform governance. Analysis at this level demonstrates that the Shadow Digital Economy should not be understood as a collection of isolated criminal incidents, but rather as an institutionalized ecosystem characterized by persistent organizational structures and self-reinforcing governance mechanisms.

A further research priority is the development of a set of regulatory indicators for assessing the effectiveness of measures aimed at countering the Shadow Digital Economy (SDE). The lifecycle model proposed in this study provides a suitable conceptual foundation for constructing such indicators, including the development of a survivability index**,** defined as the average operational lifespan of an illicit digital service before its disruption or dismantlement by law enforcement or other regulatory interventions.

Looking ahead, there is a need to develop a comprehensive methodological framework capable of integrating currently fragmented financial, technological, and institutional indicators into a unified analytical system.

References

Ashcroft, J., Daniels, D. J., & Hart, S. V. (2004). Forensic examination of digital evidence: a guide for law enforcement. *National Criminal Justice Reference Service,. URL: https://www. ncjrs. gov/pdffiles1/nij/199408. pdf*.

Felson M. & Eckert M. (2018). Crime and Everyday Life. SAGE Publications, Inc. ISBN 9781506394794

Gaspareniene, L., Remeikiene, R., & Schneider, F. G. (2015). The factors of digital shadow consumption. *Intellectual Economics*, *9*(2), 108-119. https;//doi.org/ 10.1016/j.intele.2016.02.002

Garcia, A. (2022). Hermes Int'l v. Rothschild No. 22-cv-384 (JSR), 2023 WL 1458126 (SDNY Feb. 2, 2023). *Intell. Prop. & Tech. LJ*, *27*, 219.

General, I. S. (2024). "Metaverse-a law enforcement perspective use cases, crime, forensics, investigation, and governance white paper. https://dig.watch/resource/metaverse-a-law-enforcement-perspective

Gordon, L. A., & Loeb, M. P. (2006). *Managing cybersecurity resources: a cost-benefit analysis* (Vol. 1). New York: McGraw-Hill. IBSN 0-07-145285-0 https://doi.org/ 10.11610/isij.1808

Gordon, L. A., Loeb, M. P., & Zhou, L. (2020). Integrating cost–benefit analysis into the NIST Cybersecurity Framework via the Gordon–Loeb Model. *Journal of Cybersecurity*, *6*(1), tyaa005. https://doi.org/10.1093/cybsec/tyaa005

Guide, N. I. J. (2001). A Guide for First Responders. *National Institute of Justice*, *4*. https://www.ojp.gov/pdffiles1/nij/219941.pdf

Guerette, R. T., & Clarke, R. V. (2003). Product life cycles and crime: Automated teller machines and robbery. *Security Journal*, *16*(1), 7-18. https://doi.org/ 10.1057/palgrave.sj.8340122

Landscape, E. T. (2021). European union agency for cybersecurity. *URL: https://www. enisa. europa. eu/topics/cyber-threats/threats-and-trends*.

Europol. (2024). Decoding the EU's most threatening criminal networks. ISSUE 2: THE BLUEPRINT OF CRIMINAL OPPORTUNISM. https://doi.org/10.2813/3596319

Europol, (2026) *The evolving threat landscape. How encryption, proxies and AI are expanding cybercrime – Internet Organised Crime Threat Assessment (IOCTA) 2026*, Publications Office of the European Union, Luxembourg, 2026. https://www.europol.europa.eu/publication-events/main-reports/iocta-2026-evolving-threat-landscape

Hart, S.V., Ashcroft, J., & Daniels, D.J. (2003). Report to the Attorney General on delays in forensic DNA analysis. National Institute of Justice: Washington, DC. Retrieved from https://nij.ojp.gov/library/publications/report-attorney-general-delays-forensic-dna-analysis

Kim, S., Grady, J., & Ballouli, K. (2025). Navigating emerging trademarks issues for sport brands in the metaverse. *International Journal of Sports Marketing and Sponsorship*, *26*(2), 292-304. https://doi.org/10.1108/IJSMS-04-2023-0061

Kondybayeva, S., & Temerbulatova, Z. (2026). Digital Revolution and the Shadow Economy: Opportunities and Challenges for Kazakhstan. *Shadow Economies in Turkic Republics: Governance, Institutions, Trust, and Policy Responses*, 67-90. https://doi.org/ 10.1007/978-3-032-12872-0_3

Kneuper, R. (2018). Software processes in the software product life cycle. In *Software processes and life cycle models: An introduction to modelling, using and managing agile, plan-driven and hybrid processes* (pp. 69-157). Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/ 10.1007/978-3-319-98845-0_3

Laster, B., & Yahav, E. (2025). *The AI-enabled SDLC: a tech leader's guide to navigating the future of software development*. O'Reilly Media, Inc. ISBN 978-1-098-17607-5

Mastac, L., Trandafir, R. A., & Nicodim, L. (2026). Digitalization and Institutional Quality in the EU Shadow Economy: Complementarity, Substitution, and Nonlinearity. *Economies*, *14*(4), 127. https://doi.org/10.3390/economies14040127

Mora, M., Marx Gomez, J., Reyes-Delgado, P. Y., & Adelakun, O. (2022). An integrative agile ITSM framework of tenets and practices–its design and exploratory utilization. *Journal of organizational computing and electronic commerce*, *32*(2), 99-129.

Ohrimenco, S., Orlova, D., & Cernei, V. (2023). Cyber threats modeling: An empirical study. *Business Management* (Issue 3, pp. 90-106) https://doi.org/10.58861/tae.bm.2023.3.06

Ohrimenco, S., Orlova, D., & Cernei, V. (2026). The Shadow Digital Economy: Threats and Challenges for the Information Ecosystems. *Value Creation in Digital Platforms and Business Ecosystems: Networks, Relationships*

and the Platform Markets, 50-72. https://doi.org/ 10.4324/9781003506997-5

Olorunshola, O. E., & Ogwueleka, F. N. (2021). Review of system development life cycle (SDLC) models for effective application delivery. In Information and Communication Technology for Competitive Strategies (ICTCS 2020) ICT: Applications and Social Interfaces (pp. 281-289). Singapore: Springer Singapore. .https://doi.org/ 10.1007/978-981-16-0739-4_28

Osmani, A. (2025). Beyond Vibe Coding: From Coder to AI-Era Developer. " O'Reilly Media, Inc.". ISBN 979-8341634756.

Patsakis, C., Arroyo, D., & Casino, F. (2024). The malware as a service ecosystem. In Malware: Handbook of Prevention and Detection (pp. 371-394). Cham: Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-66245-4

Rubinstein, I. (2025). Leading High-Impact Distribution Strategies: Publisher Partnerships And Monetization Innovation In Digital Platforms. IPHO-Journal of Advance Research in Business Management and Accounting, 3(12), 40-47. https://doi.org/10.5281/zenodo.19605073

Rupp, C., & Singh, M. (2020). Scaling Scrum across modern enterprises. Birmingham: Packt Publishing. ISBN 9781839216473

Salter, T. (2022). Technological and business fundamentals for mobile app development (pp. 1-175). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-13855-3

Sharma, R. (2024). AI Monetization: Strategies for Profitable Innovation. In AI and the Boardroom: Insights into Governance, Strategy, and the Responsible Adoption of AI (pp. 203-213). Berkeley, CA: Apress.https://doi.org/10.1007/979-8-8688-0796-1_16

Tyrväinen, O., & Karjaluoto, H. (2024). Willingness to pay for freemium services: Addressing the differences between monetization strategies. International Journal of Information Management, 77, 102787. https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2024.102787

Zhou, Y., Tiwari, M., Bernot, A., & Lin, K. (2024). Metacrime and cybercrime: Exploring the convergence and divergence in digital criminality. Asian Journal of Criminology, 19(3), 419-439. https://doi.org/10.1007/s11417-024-09436-y

ВЪЗДЕЙСТВИЕ НА ИЗКУСТВЕНИЯ ИНТЕЛЕКТ ВЪРХУ ОПТИМИЗАЦИЯТА ЗА ТЪРСЕЩИ МАШИНИ

Проф. д-р Снежана Сълова[1]

Резюме: *В ерата на генеративното търсене изкуственият интелект е основна движеща сила на алгоритмите на търсачките. В доклада се изследват тенденциите, свързани с интелигентното разбиране, извличане и представяне на информация и се анализира изкуственият интелект като инструмент за подпомагане на оптимизация за търсещи машини.*

Ключови думи: *изкуствен интелект, оптимизация за търсещи машини, оптимизацията за генеративни търсещи машини, търсещи машини*

JEL: M37, O33

IMPACT OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE ON SEARCH ENGINE OPTIMIZATION

Prof. Snezhana Sulova, PhD

Abstract: *In the era of generative search, artificial intelligence has become a key driving force behind search engine algorithms. This paper examines emerging trends in the intelligent understanding, retrieval, and presentation of information, and explores the role of artificial intelligence as a tool for supporting and enhancing search engine optimization.*

Key words*: artificial intelligence, search engine optimization, generative engine optimization, search engine*

JEL: M37, O33

1. Въведение

Понастоящем търсещите машини и техните алгоритми са в процес на значително развитие. Класирането на уеб сайтовете на челни позиции вече не е достатъчно. Търсачките се превръщат от системи за откриване и класиране на уеб съдържание в интелигентни системи, които интерпретират потребителските заявки и в резултат на това генерират обобщени отговори. Сега видимостта в Интернет зависи от това дали уеб сайтът ще бъде представен или цитиран от изкуствения интелект (ИИ). Тези промени в начина на търсене и ползване на информация водят до развитие на концепциите, свързани с оптимизацията за търсещи машини (Search engine optimization – SEO), чиято основна цел традиционно е подобряване на видимостта и позиционирането на уеб съдържанието в резултатите от търсенето.

[1] ssulova@ue-varna.bg, Икономически университет – Варна, катедра „Информатика“

Съвременните технологии за намиране и обобщаване на информация, които са базирани на изкуствен интелект като Search Generative Experience (SGE) на Google, Perplexity, ChatGPT и др. променят начините на търсене на информация. Статистиките показват, че към март 2026 г. прегледите от ИИ се появяват в 48% от всички заявки за търсене в Google, което е увеличение от 34,5% спрямо декември 2025 г. и 31% от февруари 2025 г. (Akshay, 2026). Темпът на растеж се ускорява и това налага трансформиране на процеса на оптимизация на търсещи машини. Фокусът се измества от механичното напасване на ключови думи към разбиране на смисъла на заявката и взаимовръзките между съдържанието. Основната цел вече е да се прилагат мерки за увеличаване на вероятността източниците на информация да бъдат избирани и включвани в генерираните с ИИ резултати от търсене.

Динамичното развитие на генеративните технологии и все още недостатъчната проученост на това доколко традиционните SEO техники влияят върху вероятността дадено уеб съдържание да бъде избрано и включено в отговорите на генеративните търсещи системи очертава необходимостта от изследване на проблематиката. В тази връзка **основна цел на доклада** е на база на съществуващите проучвания да се изследват промените, да се открояят тенденциите, подходите, свързани с интелигентното разбиране, извличане и представяне на информация, както и да се анализира може ли да се използва изкуственият интелект като инструмент за подпомагане на оптимизацията.

2. Еволюция на дигиталната видимост – от класическо SEO към оптимизация за генеративни търсачки

Еволюцията на уеб технологиите и необходимостта от видимост на уеб сайтовете води до появата на оптимизацията за търсещи машини. В научните изследвания няма ясен отговор кога точно се е появило понятието SEO. Практиката показва, че много скоро след създаването си, първите уеб сайтове започват да се променят по отношение на съдържание, структура, мета тагове и тези промени са правени точно с цел да се постигнат по-добри позиции в тогавашните търсачки.

Следва период на развитие на прилаганите техниките за позициониране на уеб сайтовете на по-предни места сред неплатените (органични) резултати от търсенето. За процеса на оптимизация както е известно няма точно определен алгоритъм, тъй като изборът на комплекс от мерки зависи както от текущото състояние на уеб сайта, така и от непрекъснато променящите се алгоритми на търсещите машини. SEO не е само технологичен, а непрекъснат аналитичен и творчески процес. Предприемането на конкретни мерки се основава на проучване и анализ на уеб сайта, както и на проследяване на актуалните тенденции и промените в алгоритмите на търсещите машини.

Като съществена промяна в концепцията за SEO се счита навлизането на интелигентните технологии при търсене, обработвате, интерпретиране и представяне на информацията. Това води до формирането на концепцията Generative engine optimization (GEO), която разширява традиционните SEO практики. Основната ѝ цел е оптимизиране на съдържанието, така че да се повиши неговата видимост и цитируемост в генеративните търсещи системи. Стратегия за оптимизиране на съдържание, която е създадена за новото поколение търсачки, които се базират на изкуствен интелект се предлага от група изследователи (Aggarwal, et al., 2024). Авторите изтъкват, че традиционните методи за SEO вече не са ефективни и акцентират на следните важни за GEO техники за оптимизация: добавяне на достоверност и факти чрез включване на количествена статистика вместо общи дискусии, цитиране на надеждни източници и вграждане на директни цитати; подобряване на стила и четимостта с цел постигане на по-голяма убедителност и авторитетен тон, опростяване на езика за по-лесно разбиране и оптимизиране на гладкостта на текста; лексикални промени, добавяне на ключови думи, интегрирането на уникални думи и специфични технически термини. Експериментите в изследването показват, че прилагането на специфични GEO стратегии, като добавяне на статистически данни, цитати и авторитетни източници, може да увеличи видимостта на уеб сайта в генерираните отговори с до 40%.

Подробно изследване върху трансформацията на SEO под влиянието на генеративния изкуствен интелект правят екип от гръцки учени (Roumeliotis et al., 2026). Те въвеждат иновативната рамка 4S (Signal – Structure – Surface – Score), за да могат организациите да адаптират своите SEO практики. Първият етап се фокусира върху интерпретиране на потребителските заявки, вторият включва структуриране на съдържанието като машинно четими данни, третият обхваща самата оптимизация за генеративни машини и финалният етап е за показателите за измерване. Тук е необходимо да се отбележи, че при ИИ генерираните отговори кликванията вече не са основен критерий за видимост, защото дори и в отговора уеб сайтът да е цитиран като източник, потребителят често прочита нужната му информация и не посещава източника, създава се т. нар. „zero-click“ среда. В тази връзка и авторите на рамката 4S предлагат и нови метрики, фокусирани върху влиянието.

В задълбочено проучване на GEO, Oliveira (2026) създава модел за авторитет, в който определя като най-важни фактори, подсилващи генеративната видимост достоверността, разбираемостта и структурната яснота на ресурсите. В друго изследване авторите предлагат систематична рамка AutoGEO, която автоматично открива предпочитанията на търсачките и разработва GEO модели (Wu et al., 2026).

Направеното проучване ни дава основание да се придържаме към мнението на Pettiette, Conde и Fischbach (2026), че GEO по същество допълва, а не замества SEO. Трансформацията на класическото SEO към оптимизация за генеративни среди сме обобщили в таблица 1.

Таблица 1. Сравнение на класическото SEO и GEO

Критерий за сравнение	Традиционно SEO	GEO
Основна цел	Постигане на високи позиции в списъка с резултати SERP и привличане на органичен трафик към уеб сайта	Постигане на видимост, честота на цитиране и влияние в обобщения отговор на ИИ
Технологична основа	Текстово индексиране по ключови думи, структурата на хипервръзките и алгоритмите за класиране по авторитет като Page Rank	Големите езикови модели (LLMs), методи за разбиране на смисъла на текста и технологии за генериране на отговори
Основни показатели	Позиция в резултатите, посещения, кликове и честота на кликване	Цитирания, присъствие в ИИ отговорите и точност на представената информация
Сигнали за авторитет и доверие	Качествени външни връзки, авторитет на сайта и качествено съдържание	Надеждност на информацията, експертност, авторитет и съответствие с информацията, използвана от ИИ
Потребителско поведение	Потребителят разглежда резултатите и посещава избран сайт	Потребителят получава директен отговор от ИИ и може да продължи разговора с допълнителни въпроси
Фактори за оптимизация	Ключови думи, качествено съдържание, вътрешни и външни връзки и техническа оптимизация	Ясно и структурирано съдържание, надеждни източници, структурирана, лесна за разбиране от ИИ информация

Източник: собствена разработка

Използването на изкуствен интелект в търсенето не заменя досегашните методи, а само ги допълва и включва в една по-сложна система. Интерграцията на ИИ в процесите на търсене води до усложняване на SEO, защото ИИ алгоритмите имат непрозрачни, скрити механизми, което затруднява процесите на прогнозиране на резултатите от оптимизацията. Генеративният ИИ създава ново предизвикателство пред SEO, тъй като може да създава достоверно звучаща, но фактически невярна информация за търговски марки и организации. Ето защо в ерата на ИИ е изключително важно да се обръща по-голямо внимание на факторите: изграждане на надеждно и авторитетно собствено съдържание (E-E-A-T Experience, Expertise, Authoritativeness и Trustworthiness); наличие на структурирани данни; авторитетни външни източници; последователна информация във всички източници; мониторинг на ИИ резултатите и коригиране на неточности. Основната цел е да се работи за увеличаване на вероятността ИИ системите да разполагат с точни, проверими и авторитетни източници за предоставяната информация. Важно е и да се предприемат мерки за проверка на обективността на големите езикови модели и да се прилагат методи за намаляване на пристрастията при генериране на отговори (Gallegos, et al., 2024).

3. Приложение на изкуствения интелект в SEO дейностите и ролята на човешкия фактор

За да се постигне видимост на уеб съдържанието от генеративните инструменти с изкуствен интелект е необходимо то да бъде оптимизирано и според основните SEO фактори. Техническата реализация на уеб сайтовете е от съществено значение, за да могат ИИ механизмите да извличат правилно информация. Традиционно за SEO се използват софтуерни инструменти, подпомагащи дейността на специалистите. В съвременните условия голяма част от тези инструменти работят, използвайки интелигентни алгоритми и това променя начина, по който се извършват част от SEO процесите.

В следващата таблица 2 сме обобщили приложението на ИИ за подпомагане на процеса на SEO.

Таблица 2. Приложение на ИИ при софтуерните SEO инструменти

Вид SEO дейност	Приложение на ИИ
Технически SEO одит	За подпомагане при диагностиката на уеб сайта по отношение на индексиране и обхождане (robots.txt, XML sitemap); канонични тагове (canonical URLs); правилно използване на HTML таговете; скорост и производителност на сайта; оптимизация на изображения; компресиране на CSS/JS; HTTPS сигурност, мобилна оптимизация; архитектура и структура на сайта; логична йерархия; вътрешни връзки; breadcrumbs; структурирани данни и др.
Създаване на текстовото съдържание на сайта	Генериране на идеи за статии; заглавия; структуриране на текста чрез H1, H2, H3; създаване на първоначален вариант на текст; оптимизиране на съществуващо съдържание; откриване на тематични пропуски; включване на семантично свързани термини; генериране на FAQ секции; създаване на meta title и meta description; оптимизация на anchor текстове; вътрешно линкване; адаптиране на съдържание към различни аудитории; преработване на сложен текст в по-лесен за разбиране и др. Генериране на идеи за ключови думи, откриване на long-tail ключови думи; определяне на search intent; групиране на ключови думи; откриване на семантично свързани термини
Работа с мултимедия	Генериране и оптимизиране на изображения, видеа, субтитри, заглавия, описания, извличане на основните теми, създаване на раздели, идентифициране на важни моменти и др.
При избор на домейн	Генериране на идеи за име на домейн; проверка на SEO и брандови характеристики – запомнят ли се лесно, дължина, съдържат ли излишни символи, подходящи ли са за конкретен пазар, могат ли да се сгрешат с друг бранд, създават ли негативни или двусмислени асоциации и др.
При избора на хостинг	Подпомагане на предварителните дейности чрез генериране на предложения по зададени характеристики, сравнения на предлагани услуги и др.
Задаване на URL адреси	Генериране на SEO-friendly URL адреси; избор на структура на URL адресите; откриване на проблеми оптимизация на съществуващи адреси; определянето на основната ключова дума, която да присъства в URL; при миграция, създаване на mapping между старите и новите URL адреси

Източник: собствена разработка

Важно и необходимо е да отбележим, че при използване на ИИ и генеративни инструменти са налице сериозни рискове, свързани с прекомерна употреба на генерирано съдържание, невярна интерпретация на данни и факти, грешки, нискокачествено съдържание, проблеми с авторството на текстовете, поверителността и др. Ето защо ИИ инструментите трябва да се разглеждат само като улесняващи процеса, даващи идеи, но не и като заместващи изцяло SEO специалиста. Човешката експертиза остава необходима и незаменима за оценка на генерираната информация, проверка на нейната достоверност, вземане на стратегически решения и контрол върху качеството на крайния резултат.

Без активното участие на специалистите не може да се създаде необходимото за генеративните машини богато съдържание (сравнителни таблици, списъци, посочване на предимствата и недостатъци, даване на конкретни количествени статистики и точни дефиниции), от което те да извличат необходимите им аргументи защо например даден бранд или продукт е подходящият избор за потребителя. Съдържанието е необходимо да бъде организирано около ясно дефинирани обекти със свойства/атрибути и семантичните връзки между тях (Iyappan, 2026).

SEO специалистите имат и нова задача уеб сайтът да бъде структуриран като своеобразен „API за машини с ИИ“ (Chen, et al., 2025) чрез стриктно внедряване на структурирани данни, така че моделите, базирани на ИИ лесно да могат да извличат информация като цени, наличности, технически спецификации и гаранционни условия. Ролята на специалиста се разширява и в посока на осигуряване на присъствие на марката във външни авторитетни ресурси, тъй като AI системите използват тези източници като сигнали за доверие при генерирането на отговори, в рамките на принципите на E-E-A-T.

4. Заключение

Интегрирането на ИИ в процесите на оптимизация на уеб съдържание не води до пълна замяна на традиционните SEO методи, а само до тяхното допълване и надграждане в текущата по-сложна и динамична среда. От една страна класическата оптимизация за търсачки SEO се разширява с нови подходи, свързани с оптимизацията за генеративни системи и това налага адаптиране на съществуващите SEO стратегии към начина, по който изкуственият интелект обработва, интерпретира и представя информацията на потребителите. От друга страна навлизат и се използват SEO инструменти с ИИ като средства за подпомагане и улесняване на SEO процесите. Нарастващото значение на ИИ повишава и ролята на авторитета, надеждността и качеството на съдържанието. Създаването на оригинална и достоверна информация, демонстрирането на експертност и реален опит, използването на структурирани данни и позоваването на надеждни външни източници придобиват все по-голямо значение.

В заключение, бъдещото развитие на SEO вероятно ще бъде свързано с все по-тясна интеграция между традиционните методи за оптимизация, изкуствения интелект и генеративните технологии. Успешната SEO стратегия няма да се основава единствено на способността да се оптимизира съдържание за алгоритмите на търсачките, а и на способността да се създава надеждна, полезна, оригинална и експертна информация, която може да бъде правилно интерпретирана както от потребителите, така и от ИИ базираните системи. В този процес човешката експертиза, критичното мислене и контролът върху качеството ще запазят ключовото си значение.

Използвани източници

Aggarwal, P., Murahari, V., Rajpurohit, T., Kalyan, A., Narasimhan, K., & Deshpande, A. (2024). GEO: Generative engine optimization. In *Proceedings of the 30th ACM SIGKDD conference on knowledge discovery and data mining,* 5–16.

Akshay, VR. (2026). *Google AI Overview Statistics (Aug 2026): 48% of searches - 40+ stats*. theStacc. https://thestacc.com/blog/google-ai-overview-statistics/

Chen, M., Wang, X., Chen, K., & Koudas, N. (2025). Generative Engine Optimization: How to dominate AI search. *arXiv (Cornell University).* https://doi.org/10.48550/arxiv.2509.08919

Gallegos, I. O., Rossi, R. A., Barrow, J., Tanjim, M. M., Kim, S., Dernoncourt, F., Yu, T., Zhang, R., & Ahmed, N. K. (2024). Bias and Fairness in Large Language Models: A survey. *Computational Linguistics*, 50 (3), 1097–1179. https://doi.org/10.1162/coli_a_00524

Iyappan, S. K. (2026). From Keywords to Intelligence: A Comparative framework analysis of SEO, AEO, and GEO in AI-Driven digital ecosystems. *GOYBO International Journal of Marketing* Intelligence, 1 (1), 1–20. https://doi.org/10.5281/zenodo.20362080

Oliveira, U. (2026). From the click race to the citation game: a conceptual exploration of the shift from search engine optimisation to generative engine optimization. *Information Research*, 31(2), 458–481. https://doi.org/10.47989/ir31262601

Pettiette, M., Conde, R., & Fischbach, S. (2026). From seo to geo: the pedagogical imperative for integrating generative engine optimization into marketing education. *Marketing Education Review*, 1–16. https://doi.org/10.1080/10528008.2026.2688958

Roumeliotis, K. I., Margaris, D., Spiliotopoulos, D., & Vassilakis, C. (2026). The Evolution of SEO in the Era of Generative AI: A Business Intelligence Perspective. *Electronics*, *15*(16), 3541. https://doi.org/10.3390/electronics15163541

Wu, Y., Zhong, S., Kim, Y., & Xiong, C. (2026). What generative search engines like and how to optimize web content cooperatively. In *International Conference on Learning Representations*,Vol. 2026, 136858–136888.

ARTIFICAL INTELLIGENCE IN EDUCATION: TRANSFORMING LEARNING AND TEACHING

Associate Professor, PhD Olga Pugacheva[2]

Abstract*: The use of digital tools allows us to address the challenges of improving the efficiency of the educational environment. This requires an analysis of the capabilities of AI technologies and their application in educational institutions. Various neural networks and intelligent platforms are being explored to improve the quality of the educational process*.

Key words*: information technology, artificial intelligence, problem-solving tools, training, education*

JEL: I21 I23 I29 O33 L86 D83

1. Introduction

The relevance of using artificial intelligence (AI) in university student education is determined by the following aspects (Pugacheva, 2025):

– Personalization of learning. AI can analyze individual student needs and preferences, offering personalized learning materials and learning paths. This allows each student to learn at their own pace and taking into account their strengths and weaknesses.

– Automation of routine tasks. AI can automate administrative processes, such as test grading and schedule management. This frees up faculty time for deeper engagement with students and the development of high-quality content.

– Access to educational resources. With AI, students can access a greater variety of educational resources, including interactive platforms, online courses, and simulations, expanding their opportunities for self-education.

– Data analysis and success prediction. AI can analyze large volumes of student data, allowing it to predict their success and identify those who may need additional support. This facilitates timely intervention and improves learning outcomes.

– Development of critical thinking and modern skills. The use of AI in education helps students develop skills in using new technologies, critical thinking, and problem-solving, which are crucial in today's world.

- Interactive learning environments. AI enables the creation of interactive and adaptive learning environments where students can actively participate in the learning process, increasing motivation and engagement.

- Global opportunities. AI provides access to education for students in remote regions and facilitates international collaboration and knowledge exchange.

[2] OPugacheva@gsu.by, Francysk Skaryna Gomel State University

The objectives of the study are to formulate the objectives of using artificial intelligence in education, consider the main areas of its application in this area, and analyze the capabilities of modern artificial intelligence technologies in educational institutions.

2. The main tasks and directions of using artificial intelligence in education

The main tasks of using artificial intelligence in teaching university students can be formulated as follows (Pugacheva, 2025):

1. Improving the quality of education: increasing the effectiveness of the educational process through a personalized approach to each student.

2. Accessibility of education: ensuring equal access to educational resources for students from different regions and with different abilities.

3. Developing modern skills: preparing students for the demands of the modern labor market, including critical thinking, creativity, and technology skills.

4. Optimizing the educational process: reducing the workload of teachers and improving educational process management.

The following areas of application of artificial intelligence in university student education are highlighted (Pugacheva, 2025):

1. Personalized learning:

– Adaptive learning platforms. Systems that adapt to each student's knowledge level and learning style, offering customized materials and assignments.

– Recommender systems. Suggesting learning resources based on students' interests and previous successes.

2. Automated assessment and feedback:

– Automated testing systems. Using AI to grade tests and assignments with real-time feedback.

– Written work analysis. Tools that help grade essays and other written assignments, identifying strengths and weaknesses.

3. Educational chatbots and virtual assistants:

– Chatbots for student support. Virtual assistants that answer student questions, help with scheduling, and provide course information.

– Interactive learning systems. Platforms that offer interactive assignments and simulations, allowing students to learn in a game-like format.

4. Learning data analysis:

– Predictive analytics. Using data to predict student performance and identify those who need additional support.

– Engagement monitoring. Analyzing student activity on platforms to determine their engagement and motivation.

5. Educational Materials Development:

– Content Generation. Using AI to create educational materials, tests, and assignments based on specified criteria.

– Interactive Textbooks. Creating adaptive textbooks that can change content based on student progress.

6. Faculty Support:

– Performance Analysis Tools. Platforms that help faculty track student progress and adapt curricula.

– Course Development. Assistance in creating courses using data analytics on past students.

7. Collaboration and Team Learning:

– Collaborative Learning Platforms. Tools that facilitate student interaction in groups, knowledge sharing, and joint projects.

– Virtual Classrooms. Creating an online environment for student and faculty interaction using AI for process management.

8. Administrative Process Simplification:

– Automation of administrative tasks. Using AI to process applications, course registration, and other routine tasks.

– Schedule optimization: Algorithms that help create optimal schedules for students and teachers.

On this basis, we will analyze the possibilities of modern artificial intelligence technologies in teaching university students.

3. Analysis of the potential of modern artificial intelligence technologies in teaching university students

Let's look at some examples of the use of neural networks in education.

Wolfram Alpha (WA) is an artificial intelligence system with a diverse toolkit, covering everything from physics to sociology (completely in English). WA prompts you to enter a short query and can then return detailed information on the topic of interest. Unlike a simple search query, WA can draw graphs, create tables, search for portraits of famous people, and more. The homepage of the website of the same name features a centered search bar and a large list of various topics, divided into examples: mathematics, science and technology, society and culture, and everyday life (See Figure 1).

MathGPT is a universal mathematical calculator and assistant powered by artificial intelligence that solves problems in algebra, matrix calculus, chemistry, physics, and accounting, serving as a tool for completing independent assignments and solving computational problems using AI. MathGPT is the first platform to provide on-demand video explanations for any homework assignment using artificial intelligence, supplemented with animations and diagrams, making it an interactive assistant for solving computational problems and completing independent work. The MathGPT homepage is shown in Figure 2.



Figure 1. The Wolfram Alpha website home page
Source: www.copilot.microsoft.com

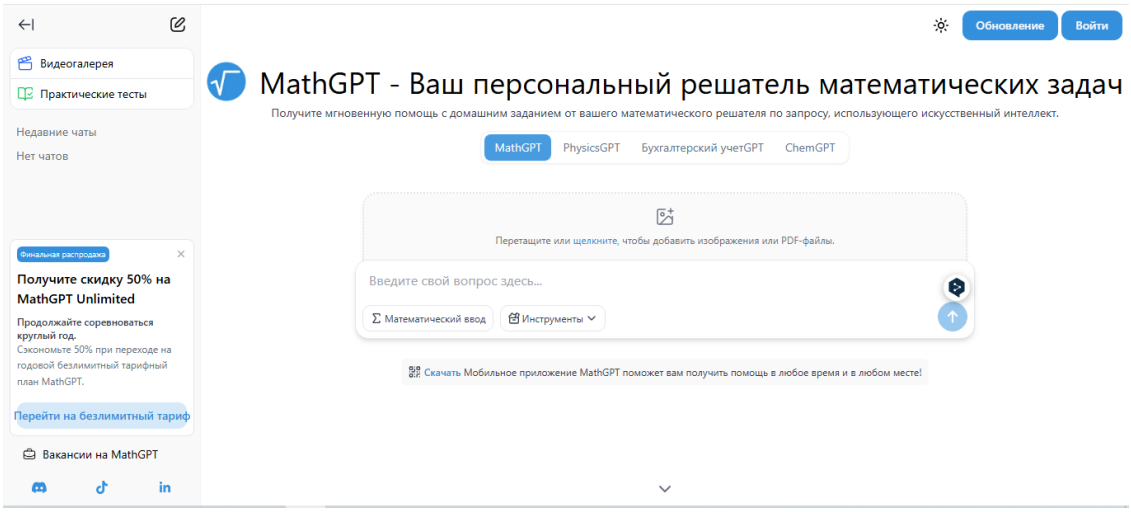


Figure 2. MathGPT Main Page
Source: www. math-gpt.org

MathPix is a cross-platform formula processing tool [7]. It can process handwritten formulas, PDF formulas, and other data. If an equation has a solution or can be described as a graph, MathPix will suggest a solution/graph. This tool includes SNPs-models for recognizing text and converting it into codified equivalents. The MathPix home page is shown in Figure 3.

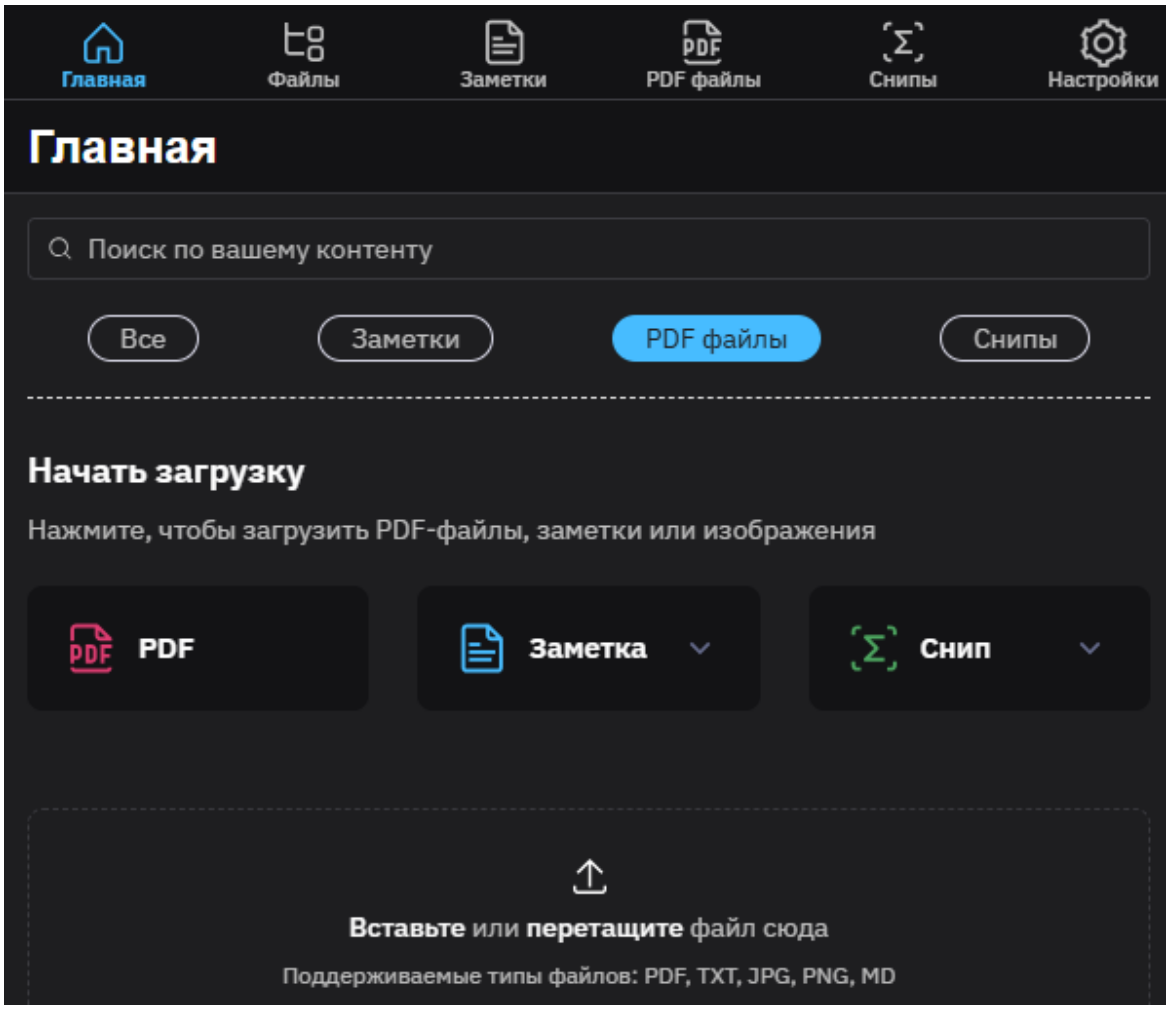


Figure 3. MathPix Home Page
Source: www. mathpix.com

Tutor AI is a neural network that allows students to delve into any conceivable academic topic using notes, simplifications, tests, and examples for selected terms. The Tutor AI website interface is entirely in English, but the neural network understands Russian and responds to queries in the same language. Tutor AI suggests using its own sources, defining the structure of the academic subject, and a possible list of topics. For more in-depth learning, the website offers the ability to ask questions on the relevant topic in a pop-up chat window. The Tutor AI home page is shown in Figure 4.

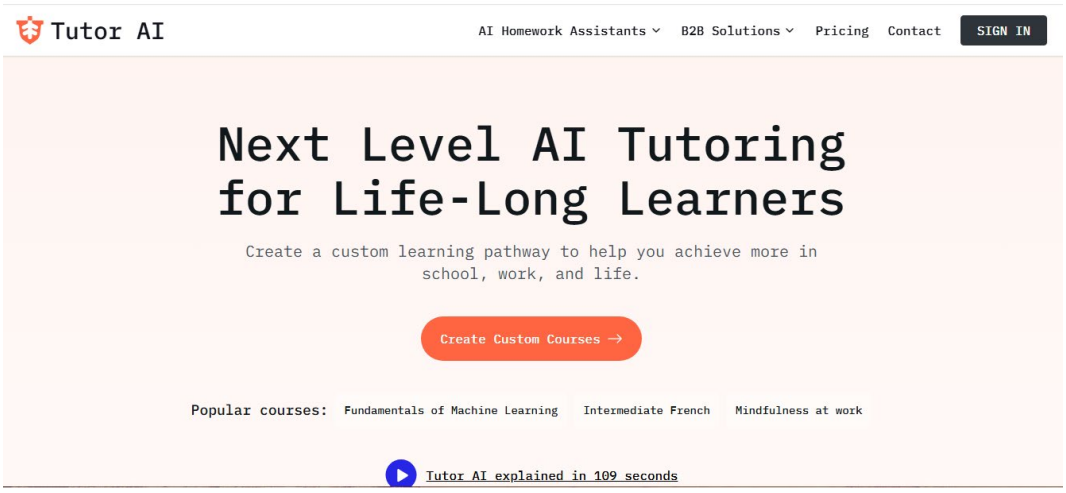


Figure 4. Tutor AI Home Page
Source: www. tutorai.me

Copilot is a well-known and versatile information processing and retrieval tool. It's based on Microsoft's Prometheus language model, which is in turn based on Open AI's GPT-4 Turbo. Copilot supports most features, including search, chat, and more, and offers high performance in three modes: creative, balanced, and precise. It features assistant services: Designer generates images based on descriptions, Vacation Planner plans vacations, Cooking Assistant helps with meal preparation, and Fitness Trainer helps with training and nutrition. During text generation, Copilot provides sources on the requested topic, as well as a list of additional questions to help refine its answer.

For training purposes, a specific built-in element in Copilot – the page element – is particularly noteworthy. It's accessible from the Library tab (Figure 5). Pages allow you to create texts on a specific topic with specific links to user-suggested files. The page interface is similar to Word. Copilot can process text files, Excel files, presentations, and PDF files. This tool allows you to compile electronic educational and methodological materials from multiple, highly specialized sources.

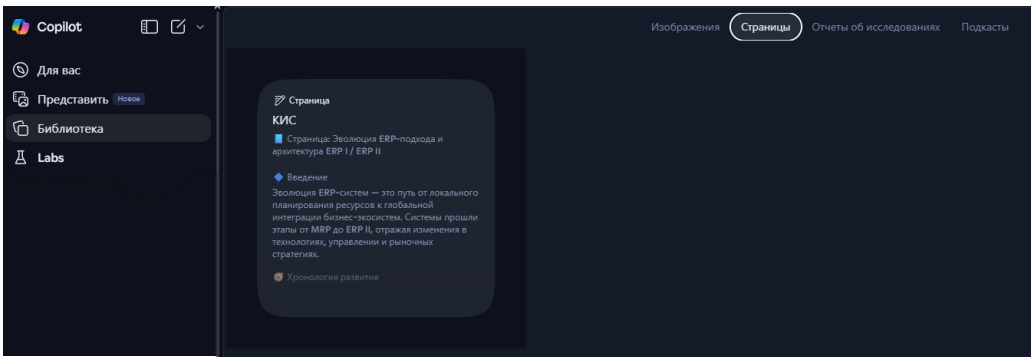


Figure 5. Page tool in Copilot
Source: www. copilot.microsoft.com

Thus, the capabilities of various neural networks and intelligent platforms for improving the quality of student learning and increasing the effectiveness of the educational environment were explored.

5. Conclusion

The examples discussed demonstrate the capabilities and potential of neural networks for improving the learning process, feedback, accessibility, and adapting it to the demands of modern society.

It should be noted that the introduction of artificial intelligence technologies into the educational process requires a rethinking of traditional approaches to assessing learning outcomes.

Overall, the use of neural networks in education can transform the role of teachers from traditional performers to personal mentors and data analysts. However, the human aspect of education remains important, and teachers will always play a key role in the educational process, regardless of the technologies used (Pugacheva, 2021).

References

Copilot (2026). (Access Date 12.08.2026) from: https://copilot.microsoft.com/

MathGPT (2026). (Access Date 15.08.2026) from: https://math-gpt.org/

MathPix (2026). (Access Date 18.08.2026) from: https://mathpix.com/

Pugacheva, O. (2025). Possibilities and problems of using artificial intelligence in the educational system "School-University-Enterprise." In *Modern education: Continuity of the educational system "School-University-Enterprise": Collection of materials of the XV International Scientific and Methodological Conference* (pp. 383-384). Gomel: GSU im. F. Skorina.

Pugacheva, O. (2025). Use of information technologies in the educational sphere and digital security. *F. Skaryna Gomel State University*, 5(152), 155-161.

Pugacheva, O. (2021). Application of information technologies in the economy and education of the Republic of Belarus: Condition, problems and prospects. *Business management*, (1), 22-37.

Tutor AI (2026). (Access Date 20.08.2026) from: https://tutorai.me/

Wolfram Alpha: (2026). (Access Date 28.08.2026) from: https://www.wolframalpha.com/

ПРИЛОЖЕНИЕ НА ИЗКУСТВЕНИЯ ИНТЕЛЕКТ ПРИ ВЗЕМАНЕ НА РЕШЕНИЯ В МАРКЕТИНГОВАТА ДИСТРИБУЦИЯ

Доц. д-р Ваня Григорова[1]

Резюме: *В условията на дигитализация и омниканалност маркетинговата дистрибуция се фокусира върху бързината и потребителското преживяване. Анализът на получаваните големи данни с изкуствен интелект подобрява вземането на дистрибуционни решения. Проучването извежда насоките за приложение и ефектите от изкуствения интелект, като проактивен инструмент за ефективност в дистрибуцията.*

Ключови думи: *маркетингова дистрибуция, изкуствен интелект, вземане на решения, маркетингова стратегия, маркетингова ефективност.*

JEL: M30, M31

APPLYING ARTIFICIAL INTELLIGENCE TO DECISION-MAKING IN MARKETING DISTRIBUTION

Assoc. Prof. Vanya Grigorova, PhD

Abstract: *In the context of digitalization and omnichannel, marketing distribution focuses on speed and user experience. Analysis of the received big data with artificial intelligence improves distribution decision-making. The study provides guidelines for the application and effects of artificial intelligence as a proactive tool for efficiency in distribution.*

Key words*: marketing distribution, artificial intelligence, decision making, marketing strategy, marketing effectiveness.*

JEL: M30, M31

1. Въведение

В съвременната ера на дигитална икономика и свръхперсонализация, маркетинговите дистрибуционни канали за придвижване на стоки и услуги до пазара претърпяват фундаментална еволюция. Традиционното разбиране за дистрибуцията като самостоятелна логистична функция отстъпва място на концепцията за *интегриран канал за доставка на стойност* (Value Delivery Network) (Kotler, P., Armstrong, G. & Opresnik, M., 2018, p. 358). Появяват се нови характеристики на потребителите – те имат ниска степен на лоялност, изискват безпрепятствено омниканално преживяване, поддържане на 100% запаси от продуктите и максимално бърза доставка и потребление. Задоволяването на тези пазарни очаквания изисква ad-hoc и post-hoc обработка на огромни масиви от данни за потребителското поведение в реално време. За тази цел компаниите не само използват изкуствен интелект (ИИ), но той се прев-

[1] v.grigorova@uni-svishtov.bg, СА „Д. А. Ценов“ – Свищов

ръща във водещ стратегически инструмент, който позволява на съвременните маркетолози да вземат оптимизирани, научнообосновани решения в дистрибуционния канал, елиминирайки закъсненията и повишавайки удовлетвореността на клиентите. Тази модерна област на маркетинговата наука все още не е достатъчно проучена, въпреки динамичното навлизане на ИИ в дистрибуционните процеси с цел тяхното улесняване и се нуждае от допълнителни анализи и допълнения.

На тази проблематика е посветена настоящата разработка, фокусирайки се върху обекта – дистрибуционните канали, като неразделен елемент на маркетинговия микс на съвременните бизнес организации. А процесите и етапите на вземане на стратегически и оперативни маркетингови решения в дистрибуцията чрез внедряване на изкуствен интелект, представляват предмет на проучването. То си поставя за основна цел да се изведат и систематизират насоките за приложение на ИИ в дистрибуцията, използван като инструмент за повишаване на маркетинговата ефективност чрез оптимизиране пътя на клиента за засилване на пазарните позиции на компанията. Тази цел се постига посредством изпълнение на няколко задачи, а именно: * да се дефинира концептуалната връзка между маркетинга, етапите на вземане на решения в дистрибуцията и мястото на ИИ; * да се разгледат специфичните ИИ подходи за оптимизация на дистрибуционните процеси с цел подобряване на клиентското преживяване; * да се идентифицират маркетинговите ефекти и стратегическите предизвикателства пред организациите при внедряването на ИИ. За тяхното изпълнение са използвани методологични подходи, като индукция, дедукция, системен и сравнителен анализ, литературен анализ, синтез и др.

Значението на ИИ в маркетинговата дистрибуция все повече нараства, тъй като навлиза не само в оперативните процеси, но и в стратегическото вземане на решения с дългосрочно влияние върху резултатите на компаниите.

2. Роля на ИИ в съвременната дистрибуция

От традиционна маркетингова гледна точка, дистрибуцията представлява структурирана система от независими организации (дистрибуционни канали), участващи в процеса на осигуряване на достъпност на продукт до крайните потребители. Съвременното възприемане на дистрибуцията я определя като интегрирана стратегическа рамка за управление на времево-пространствената полезност на продуктите, осигуряваща максимална клиентска стойност при оптимални разходи (Bowersox, D., Closs, D., Bixby Cooper, M. & Bowersox, J., 2020). В този контекст, ИИ в маркетинговата дистрибуция се дефинира като система от когнитивни технологии, която трансформира пазарните сигнали и потребителските данни в неза-

бавни дистрибуционни действия, осигурявайки съответствие между търсене и предлагане в точния момент и на точното място (Rushton, A., Croucher, P. & Baker, P., 2022).

Спецификите на традиционната маркетингова дистрибуция и на съвременната дистрибуция, базирана на ИИ, са представени на Таблица 1.

Таблица 1. Сравнителен анализ на традиционния подход и на подхода, базиран на ИИ в маркетинговата дистрибуция

Дистрибуционен процес	Традиционен подход	Маркетингов подход, базиран на ИИ
Прогнозиране на търсенето	На база исторически продажби	На база потребителски намерения, тър-сения в Google, социални трендове и др.
Наличност на стоките	Често изчерпване или презапасяване	Постоянна наличност чрез динамично попълване.
Време за доставка	Фиксирани, тромави графици за доставка	Максимално съкратено време (Hyper-local delivery) с прогнозиране на локалното търсене.
Връзки в канала	Конфликти от забавяне и непрозрачност	Партньорство, базирано на споделени данни в реално време.

Източник: Авторска разработка.

В тази връзка, традиционният процес на вземане на решения в дистрибуционните канали следва специфичен **алгоритъм** с няколко етапа, адаптирани към съвременната дигитална среда (Kotler, P. & Keller, K., 2016):

1) *Анализ на потребителските нужди и очаквания за обслужване* – включва решенията за определяне допустимия размер на единичната покупка, времето за изчакване и продуктовото разнообразие, което клиентите изискват.

2) *Формулиране на целите на канала* – касае балансиране между желаното ниво на клиентско обслужване и свързаните с това разходи.

3) *Идентифициране и оценка на алтернативите в канала* – избор на тип посредници, брой посредници (при интензивна, селективна или ексклузивна дистрибуционна стратегия) и разпределяне на отговорностите.

4) *Управление и мотивиране на членовете на канала* – непрекъснато регулиране на взаимоотношенията и минимизиране на конфликтите в канала.

5) *Модифициране на договореностите в канала* – адаптиране на дистрибуционната мрежа към промените в пазарната среда.

От друга страна, ИИ маркетинговата дистрибуция е свързана с понятието „**когнитивна верига на доставки**“ (Cognitive Supply Chain), като съвременен подход, който превръща пазара от обикновена дистрибуционна верига в

„мислеща“ мрежа. Тя има две основни характеристики: 1) *пазарни сигнали* – данните, които регистрират случващите се процеси в реално време (напр. брой търсещи даден продукт онлайн, тенденции в социалните мрежи и др.); 2) *когнитивни технологии,* включващи системи с ИИ, които могат да „учат“, да разбират контекста и да взимат решения самостоятелно. Тези нови измерения допълват основните дистрибуционни процеси, които имат пряко маркетингово изражение, а именно: прогнозиране на потребителското търсене, управление на наличността на рафта, физическо разпределение на стоките в търговската мрежа и управление на обратната логистика и др. Когнитивното ядро на ИИ обработва данни за клиентите и обслужването им от CRM системи, социални мрежи и уеб анализи за автоматизиране решенията на всеки етап (Фигура 1).



Фигура 1. Място на ИИ при вземане на решения в дистрибуцията

Източник: Авторска разработка.

Ролята на ИИ се проявява най-вече при прехода от субективна човешка преценка към прогнозиране, базирано на големи данни. Освен това, ИИ играе значима роля при преодоляване на често допусканите грешки в логистиката, т.нар. „камшичен ефект“, когато информационните потоци между търговеца на дребно и търговеца на едро са изкривени и компанията губи пазарен дял поради липса на запаси или има загуби поради презапасяване (Christopher, 2016). ИИ елиминира този ефект, като премахва информационните изолатори и синхронизира нивата на запасите в синхрон с флуктуациите на потребителското търсене, което е ключово за оцеляването на съвременните брандове и компании (Chopra, S. & Meindl, P., 2016). ИИ застава на преден план най-вече на корпоративно ниво за изпълнение на бизнес целите на дистрибуционните компании, но влияе пряко върху изпълнението на бизнес резултатите на оперативно-процесно ниво.

3. Имплементиране на ИИ за оптимизиране на дистрибуцията

Внедряването на ИИ в дистрибуционните активности има за главна маркетингова цел удовлетворяване на клиентите чрез максимално бързо, качествено и с минимални разходи изпълнение на поръчките и осигуряване на най-добро клиентско преживяване. За нейното изпълнение могат да се приложат няколко основни подхода на оперативно ниво, представени в Таблица 2.

Таблица 2. Ключови ИИ подходи в маркетинговата дистрибуция

Подходи	Специфика на прилагане
„Улавяне“ на сезонни колебания и анализ с LSTM невронни мрежи (Long Short-Term Memory neural networks)	Прилагат се в маркетинговия анализ и за установяване на внезапни промени в потребителския интерес (напр. „ураганни“ тенденции в социалните мрежи за търсене на определен продукт).
Оптимизиране на наличностите в омниканални мрежи чрез обучение с подсилване (Reinforcement Learning)	Алгоритъмът се обучава непрекъснато в начина на оптимално разпределяне на стоката между физическите магазини и онлайн складовете, без допускане на пропуски в поръчките.
Динамично слотиране, управлявано от ИИ в „умния склад“ (smart warehouse)	Стоките се подреждат на база маркетингови показатели, което съкращава времето за подготовка на пратката до броени минути.
Интелигентно маршрутизиране с ИИ алгоритми	Предлагат на клиента тесни и точни времеви прозорци за доставка, което повишава неговата удовлетвореност.
Превантивна поддръжка на дистрибуционните флотове с машинно обучение	Гарантира регулярност на доставките към ключови B2B и крайни клиенти и недопускане на пропуски поради неочаквани технически проблеми.
Използване на ИИ системите за напреднало планиране (APS)	Улеснява координацията между промоциите и дистрибуционния капацитет, алгоритъмът автоматично подготвя канала за очакван пик от нова кампания.
Автоматизирана обработка на поръчки чрез ИИ	Съкращава времето за реакция при клиентско запитване, превръщайки дистрибуцията в гъвкаво оръжие за удържане на конкурентния натиск.

Източник: *Авторска разработка.*

Въвеждането на ИИ във всички тези аспекти на оперативното му приложение в маркетинговата дистрибуция водят до краткосрочни и дългосрочни синергитични ефекти за маркетинговите резултати и са свързани с редица предизвикателства, които компаниите трябва да преодоляват. Основните **позитивни ефекти** от интеграцията на ИИ с маркетинговата дистрибуция са:

- ***Снижаване на оперативните разходи и бързина на доставките***. Бизнес организациите, внедрили ИИ системи в управлението на дистрибуцията си, отчитат средно 15% спад в оперативните разходи и до 20% съкращаване на времето за доставка (Yusuf, S., Ikhine, I., Nyamekeh, R., Oluwadare, O., Afoakwah, B. & Yusuf, N. , 2025). Това води до по-ниска крайна цена за потребителя и по-висока конкурентоспособност, което превръща системната координация на канала в основен източник на пазарно предимство.

- ***Прецизно прогнозиране на търсенето и управление на запасите***. Машинното обучение оптимизира дистрибуционната верига и нивата на запасите, като намалява оперативните разходи (Davenport, T., Guha, A., Grewal, D. & Bressgott, T. , 2019). ИИ алгоритмите анализират големи масиви от данни, за да предвиждат търсенето, което предотвратява недостига на стоки и свръхналичности.

- ***Оптимизация на логистиката и транспортните мрежи***. Чрез автоматизирано рутиране ИИ намалява времето и разходите за доставка, осо-

бено в критичния етап на „последния километър“ (Ben-Daya, M., Hassini, E. & Bahroun, Z., 2019). В тази връзка, автори като Тай и колектив представят възможностите на комбинацията от IoT (интернет на нещата) и ИИ за оптимизиране на транспортните маршрути и понижаване на вредните емисии (Taj, S., Imran, A., Kastrati, Z., Daudpota, S., Memon, R. & Ahmed, J., 2023).

- ***Хиперперсонализация на дистрибуционните канали.*** С ИИ компаниите могат динамично да насочват продукти и оферти през предпочитан от конкретния потребител канал (онлайн или офлайн). Важна роля играе ИИ за персонализираното ангажиране на клиентите и управлението на омниканални дистрибуционни среди (Kumar, V., Rajan, B., Venkatesan, R. & Lecinski, J., 2019).

- ***Динамично ценообразуване и оптимизация на маржовете в дистрибуционната мрежа.*** Базираното на ИИ динамично ценообразуване подобрява ефективността на търговците на дребно и оптимизира потока на стоки през различните канали (Neubert, 2022). ИИ алгоритмите позволяват автоматизирана промяна на цените в реално време въз основа на търсенето, наличностите в складовете, цените на конкурентите и локацията на клиентите. Това оптимизира печалбата и предотвратява залежаването на стоки в определени точки от дистрибуционния канал.

- ***Автоматизирано управление на взаимоотношенията с партньорите в канала (B2B дистрибуция).*** ИИ подобрява координацията между производители, дистрибутори и търговци, като звена в дистрибуционните канали. Чрез автоматизиран анализ на договори, прогнозиране на плащания и поддръжка на B2B портали, компаниите намаляват административното триене и ускоряват изпълнението на поръчките. При изследване на въздействието на машинното обучение и ИИ върху B2B продажбите в канала и дистрибуционните процеси се отчитат повишена прозрачност и по-бързо вземане на решения между бизнес партньорите (Syam, N. & Sharma, A., 2018).

При използването на ИИ в маркетинговата дистрибуция възникват и редица **предизвикателства,** като:

- ***Проблем „черна кутия“ и недоверие към алгоритмите.*** Свързва се с факта, че мениджърите често се колебаят да се доверят на автономни ИИ решения за дистрибуция, когато не разбират логиката, която използва за прогнозите. Сложните невронни мрежи вземат решения, които маркетолозите не могат лесно да си обяснят. В резултат се създава културна съпротива (Harrison, A., van Hoek, R., Skipworth, H. & Aitken, J., 2019). За нейното преодоляване се изследват психологическите бариери пред приемането на ИИ и се предлагат механизми за преодоляване на алгоритмичното недоверие.

- ***Предизвикателства пред сигурността и инфраструктурата.*** Свързването на ИИ със стари системи за управление на веригата за доставки (ERP/WMS) носи високи разходи и рискове за киберсигурността. Затова акцентът трябва да се постави върху необходимостта от защита на данните и регула-

цията при интеграция на нови технологии в маркетинговите дистрибуционни канали (Grewal, D., Hulland, J., Kopalle, P. & Karahanna, E., 2019).

- ***Трансформация на работната сила и етични въпроси.*** Начините, по които ИИ поема аналитичните и рутинните задачи, променят ролята на човека в услугите и в дистрибуцията (Huang, M.-H., & Rust, R., 2018). Автоматизацията на складовите и дистрибуционните операции води до постепенна промяна в нуждите от човешки ресурс и изисква сериозна преквалификация.
- ***Риск за репутацията на компанията/бранда (GIGO ефект[2]).*** В случай, че алгоритъмът се захранва с некачествени маркетингови данни, той може грешно да прогнозира ниско търсене за даден регион. В резултат крайните точки на дистрибуция не се зареждат със стоки, което кара потребителите да преминат към продукти на конкурентите (реализира се загуба на т.нар. brand switching лоялност).
- ***Загуба на човешкия облик на бранда.*** Прекалената автоматизация на дистрибуционните услуги и комуникации в дистрибуционния канал може да доведе до усещане за отчужденост у партньорите на бранда. Освен това, гъвкавостта на ИИ изисква промяна в B2B договорите между дистрибуторите, които трябва да преминат към динамични ценови нива чрез преговори, които често се провалят поради съществуващо недоверие.
- ***Риск от несъвместимост на данните и нужда от унифициране***. Липсата на гъвкави интерфейси (API) за интеграция между ИИ платформите и старите ERP системи на партньорите в дистрибуционния канал може да доведе до хаос в данните, увреждайки дългосрочните маркетингови взаимоотношения в дистрибуционната мрежа (Kern, J. & Sullivan, M., 2021).

Въпреки рисковете за компаниите, замяната на човешкия фактор с ИИ алгоритми притежава огромен потенциал в областта на маркетинговата дистрибуция, който все повече се разгръща, особено в аспектите, свързани с машинното обучение и развитието на генеративен ИИ.

4. Заключение

В съвременната силно конкурентна пазарна среда, ИИ трансформира възприемането и прилагането на дистрибуцията от логистична функция за поддръжка на пазарната достъпност на стоките в мощен стратегически маркетингов инструмент. Чрез оптимизиране на етапите на вземане на решения в канала и осигуряване на непрекъсната наличност на продуктите, ИИ позволява на компаниите да изградят висока клиентска лоялност и да разширят пазарния си дял. Успешното управление на технологичните рис-

[2] GIGO (Garbage In, Garbage Out) е термин, описващ как захранването на система, инструмент или маркетингов процес с грешни, некачествени или изкривени данни, води до също толкова грешно и пагубно за компанията поведение спрямо клиентите.

кове и запазването на баланса между алгоритмична точност и човешки взаимоотношения гарантират пазарния успех на компаниите.

Използвани източници

Ben-Daya, M., Hassini, E. & Bahroun, Z. (2019). Internet of things and supply chain management: a literature review. *International Journal of Production Research, 57*(15-16), 4719–4742. doi:10.1080/00207543.2017.1402140

Bowersox, D., Closs, D., Bixby Cooper, M. & Bowersox, J. (2020). *Supply Chain Logistics Management.* McGraw-Hill Education (5th ed.). Изтеглено на 19 7 2026 r. от https://dokumen.pub/qdownload/supply-chain-logistics-management-irwin-operations-dec-sciences-5nbsped-0078096642-9780078096648.html

Chopra, S. & Meindl, P. (2016). *Supply Chain Management: Strategy, Planning, and Operation* (6 ed.) Pearson. Изтеглено 7 7 2026 r. от https://share.google/RjP7XX7NxLQadbscV

Christopher, M. (2016). *Logistics & Supply Chain Management* ((5th ed.) изд.). Financial Times Publishing. Изтеглено на 6 7 2026 r. от https://www.academia.edu/144414061/Logistics_and_Supply_Chain_Management_5th_edition_Christopher_M

Davenport, T., Guha, A., Grewal, D. & Bressgott, T. (2019). How artificial intelligence will change the future of marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science, 48*(1), 24–42. doi:10.1007/s11747-019-00696-0

Grewal, D., Hulland, J., Kopalle, P. & Karahanna, E. (2019). The future of technology and marketing: A multidisciplinary perspective. *Journal of the Academy of Marketing Science, 48*(1), 1–8. doi:10.1007/s11747-019-00711-4

Harrison, A., van Hoek, R., Skipworth, H. & Aitken, J. (2019). *Logistics Management and Strategy: Competing Through the Supply Chain* ((6th ed.) изд.). Pearson. Изтеглено на 24 06 2026 r. от https://elibrary.nib.edu.kh/book/MKT-0005.pdf

Huang, M.-H., & Rust, R. (2018). Artificial intelligence in service. *Journal of Service Research, 21*(2), 155–172. doi:10.1177/1094670517752459

Kern, J. & Sullivan, M. (2021). *The Digital Transformation in Logistics: Demystifying Impacts of the Fourth Industrial Revolution.* IEEE Press & Wiley. Изтеглено на 23 06 2026 r. от https://online.fliphtml5.com/roldangorgonio/rdgz/#p=28

Kotler, P. & Keller, K. (2016). *Marketing Management* (15th ed.) Pearson. Изтеглено на 12 7 2026 r. от https://studylib.net/doc/25911206/philip-kotler--kevin-keller---marketing-management--2015-...?p=182

Kotler, P., Armstrong, G. & Opresnik, M. (2018). *Principles of Marketing.* Pearson Education Limited . Изтеглено на 20 7 2026 r. от https://commecsinstitute.edu.pk/wp-content/uploads/2024/08/Kotler-and-Armstrong-Principles-of-Marketing.pdf

Kumar, V., Rajan, B., Venkatesan, R. & Lecinski, J. (2019). Understanding the role of artificial intelligence in personalized engagement marketing. *California Management Review, 61*(4), 135–155. doi:10.1177/0008125619859317

Neubert, M. (2022). A Systematic Literature Review of Dynamic Pricing Strategies. *International Business Research, 15*(4), 1-1. doi:10.5539/ibr.v15n4p1

Rushton, A., Croucher, P. & Baker, P. (2022). *The Handbook of Logistics and Distribution Management: Understanding the Supply Chain* ((7th ed.) Kogan Page. Изтеглено на 17 7 2026 г. от https://elibrary.nib.edu.kh/book/MKT-0013.pdf

Syam, N. & Sharma, A. (2018). Waiting for a sales Renaissance in the fourth industrial revolution: Machine learning and artificial intelligence in sales research and practice. *Industrial Marketing Management, 69*, 135–146. doi:10.1016/j.indmarman.2017.12.019

Taj, S., Imran, A., Kastrati, Z., Daudpota, S., Memon, R. & Ahmed, J. (2023). IoT-based supply chain management: A systematic literature review. *Internet of Things, 24*. Изтеглено на 26 07 2026 г. от https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/ S2542660523003050

Yusuf, S., Ikhine, I., Nyamekeh, R., Oluwadare, O., Afoakwah, B. & Yusuf, N. . (2025). The Impact of AI on Supply Chain Operations: A comparative analysis of traditional vsAI-enabled Processes. *World Journal of Advanced Research and Reviews, 27*(02), 1688-1700. Изтеглено на 25 07 2026 г. от https://www.researchgate.net/publication/ 395101180_The_Impact_of_AI_on_Supply_Chain_Operations_A_comparative_analysis_of_traditional_vs_AI-enabled_Processes#fullTextFileContent

ИЗКУСТВЕН ОБЩ ИНТЕЛЕКТ – ВЪЗМОЖНОСТИ ЗА ВЪЗПИРАНЕ НА СВРЪХИЗПОЛЗВАНЕТО МУ

Доц. д-р Ваня Лазарова[3]

Резюме: *Изкуственият общ интелект е резултат от успеха на генеративните езикови модели. В продължение на десетилетия индустриалния пазар изискваше специализирани системи с ИИ и софтуерните компании им ги доставяха. Почти всички съвременни системи с ИИ изпълняват специфичен набор от действия в строго определен контекст. Ситуацията се промени след появата генеративните езикови модели като GPT, които предизвикаха огромен обществен интерес. Успехът на генеративните езикови модели направи актуална идеята за изграждане на Общ Изкуствен Интелект. Какви са възможностите за възпиране от неготово свръхизползване, които ние, като преподаватели бихме могли да осъществим. Акцентът е върху правилно обучение и стимулиране на мисленето у студентите. – това е темата на доклада.*

Ключови думи: *изкуствен интелект, изкуствен общ интелект, възпиране, прекомерно използване*

JEL: A23, Z00

ARTIFICIAL GENERAL INTELLIGENCE - OPPORTUNITIES TO STOP ITS OVERUSE

Assoc. Prof. Dr. Vanya Lazarova

Abstract: *Artificial General Intelligence is the result of the success of generative language models. For decades, the industrial market required specialized AI systems and software companies supplied them. Almost all modern AI systems perform a specific set of actions in a strictly defined context. The situation changed after the emergence of generative language models such as GPT, which aroused enormous public interest. The success of generative language models made the idea of building Artificial General Intelligence relevant. What are the possibilities for deterring unprepared overuse that we, as educators, could implement. The emphasis is on proper training and stimulating thinking in students. – this is the topic of the report.*

Key words*: artificial intelligence, artificial general intelligence, deterrence, overuse*

JEL: A23, Z00

1. Въведение

Изкуствен Общ Интелект (ИОИ) в компютърните науки се нарича изкуствен интелект, който може ефективно да имитира всички аспекти на човешкия интелект – да учи, твори, анализира, предвижда и пр. Системите с ИОИ са в контраст със системите със специализираните системи изкуст-

[3] vlazarova@unwe.bg, УНСС, катедра „Информационни технологии и комуникации“

вен интелект, тясно работещи в дадена сфера на дейност - игра на шах, езиков превод, разпознаване на образи. ИОИ могат да имитират практически всякакви човешки дейности, а не са просто специализирани в една област. В продължение на десетилетия индустриалния пазар изискваше специализирани системи с ИИ и софтуерните компании им ги доставяха. Почти всички съвременни системи с ИИ изпълняват специфичен набор от действия в строго определен контекст. Ситуацията бързо се промени след появата генеративните езикови модели като GPT, които предизвикаха огромен обществен интерес. Успехът на генеративните езикови модели направи актуална идеята за изграждане на Общ Изкуствен Интелект.

Сам Олтман (Altman, 2025) главен изпълнителен директор на OpenAI определя ИОИ като „силно автономна система, която превъзхожда хората в повечето икономически ценни задачи“. Въпреки че системите с изкуствен интелект вече превъзхождат хората в тесни области, ключът към ИОИ е универсалността. Такава система би могла например да управлява сложен проект за кодиране от началото до края, да използва прозрения от биологията за решаване на инженерни проблеми или да напише роман, достоен за наградата „Пулицър“. OpenAI заявява, че мисията му е да „гарантира, че ИОИ е от полза за цялото човечество“.

OpenAI (OpenAI, 2026) разделя разработването на ИОИ на пет нива или етапи. От различните документи на компанията могат най-общо да се синтезират нивата:

Ниво 1 (Чатботове) - ИИ с разговорен език.

Ниво 2 (Разсъждения) - Модели, способни да решават основни човешки проблеми в областта на програмирането, математиката, анализът на данни, разпознаването на образи (моделите от серията О или модели за разсъждение). За разлика от стандартните GPT модели, които разчитат предимно на разпознаване на шаблони, о-моделите отделят време за планиране и проверка на работата си.

Ниво 3 (Агенти) - ИОИ системи, които могат да предприемат действия от името на потребител чрез многоетапни процеси.

Ниво 4 (Иноватори) - ИОИ, който може да помогне при изобретяването на нови технологии и концепции.

Ниво 5 (Организации) - ИОИ, който може да работи на нивото на възможности на цяла човешка организация.

Засега от организацията OpenAI успяват да се движат по зададената от тях рамка за развитие на ИИ, като днес сме свидетели на бързото развитие на агентите, които могат да замесят човек в множество дейности, най-елементарното например да му организират пътуване по определен маршрут, да му поръчат обзавеждане на дома пр.

2. ИОИ – възможности за изобретяване на нови технологии и концепции

Според OpenAI напълно е възможно да се обучи и да се накара ИОИ да разработи нова концепция и технология. До този момент ние разделяхме изкуствения интелект от човешкия по това, че ИИ не е в състояние да измисли нещо, което го няма описано или изобретено вече от човек, т.е. ИИ се ограничаваше само до знание, което може да издири написано някъде и обяснение как да го приложи. Новаторите от OpenAI обаче смятат, че може да накарат ИОИ да замести човека и в последната му чисто интелектуална дейност – да създава знание, което не съществува до момента, да измисля технологии и иновации, които реално ги няма до този момент.

Щом по принцип сме приели, че ИИ имитира човек в неговата интелектуална дейност, трябва явно да приемем, че може да го имитира и в творчеството и в създаването на ново знание. Тогава практически не остава нищо чисто човешко, така да се каже, нищо, което да не може да направи ИОИ.

Докога може да продължава така? Докога можем да развиваме ИОИ, без да можем да го спрем в даден момент или да го обуздаем.

Още през 2005 годинa ученият когнитивист и футурист Рей Курцуайл (Kurzweil, 2005) е написал, че ИОИ ще прерасне в „суперинтелект“. Той въвежда термина „Изкуствен Супер Интелект“ за означаване на системи с общ интелект, които значително превъзхождат интелекта на човек във всички аспекти. Според Курцуайл, Изкуственият Супер Интелект (Artificial Super-Intelligence, ASI) ще възникне като неизбежно следствие от развитието на Изкуственият Общ Интелект. Курцуайл твърди че в развитието на изкуственият интелект се достига критична точка, при която ИОИ не може да бъде контролиран от хората. Тази точка развитието на ИОИ нарича „сингулярност“. След тази критична точка, ИОИ сам ще се развие в Изкуственият Супер-Интелект, независимо дали хората желаят това или не. Прогнозата на Курцуайл е, че точката на сингулярност ще бъде достигната около 2045 година. Други учени спорят с него за този хоризонт, като го доближават още повече до 2035-2040 година, но като цяло малко учени оспорват негова теза.

Мустафа Сюлейман (Сюлейман, 2025), изпълнителен директор на Microsoft AI, в забележителната си книга „Приижданата вълна“ алармира човечеството, че е изправено пред огромна дилема – да се окажем в свят, доминиран от ИИ, копиращ най-добрите и най-лошите черти от човешкия интелект, ако не успеем навреме да го обуздаем. В книгата си той посочва редица мерки, които човечеството трябва да предприеме, като голяма част от тях, според автора на книгата, са работа на правителствените, неправителствените организации, фирмите, които разработват новите технологии.

Ключовият момент според него, се крие в съвместната координирана работа на всички тях.

По-нататък ще разгледам някои стъпки, които ние, като преподаватели, обучаващи студентите по темите, свързани с ИОИ, бихме могли да предприемем, за да допринесем поне малко за забавянето и възпирането на това бурно и на моменти неконтролируемо развитие на ИИ. Да се надяваме, че държавата и големите корпорации ще си свършат работата. Акцентът тук е ние какво бихме могли да направим за глобалната картина в развитието на ИОИ, може да не е нещо огромно, някакъв всеобхватен принос, но все пак бихме могли, като преподаватели да допринесем с нещо. Можем да се опитаме на възпрем свръхизползването и свръхдоверяването на ИОИ, чрез правилно обучение и стимулиране на мисленето у студентите.

3. Възможности за възпиране на свръхизползването на ИОИ, чрез обучение

Обучението на студентите по различните дисциплини неминуемо включва и обучение по най-новите технологии. Студентите използват ИИ, преди изобщо да са разбрали какво е ИИ, какво може и какво не му е по силите засега, как им влияе. Използват го писане на курсови и дипломни работи, за решаване на тестове, за подпомагане при решаване на задачи и изобщо по всякакъв начин, по който ИИ би могъл да свърши определена работа вместо тях. Много автори разглеждат въпроса доколко и как трябва да се използва ИИ и технологични средства, базирани на него в образованието (Маринова, Н. 2025), (Velkova, I. 2005).

Не може да се забрани или спре използването на разработена вече технология. Не е възможно. Никога през историята на човечеството, не е могло да бъде възпряно изобретяването и иновациите, дори и те да са били вредни и опасни. Бяха създадени системи с ИИ, при които ефектът от тяхното използване се оценява като негативно, а в някои случаи направо вредно. Тук можем да причислим смъртоносните автономни оръжия, които локализират, избират и елиминират хора без човешка намеса; критични за безопасността ни приложения като убеждаване и склоняване на хора към опасни и смъртоносни действия; пристрастно вземане на решение, продиктувано от пристрастността на самите хора и пр. И въпреки това, развитието на ИИ не спира.

Няма как да спрем използването ИИ от нашите студенти.

Трябва да ги научим да го използват разумно, да мислят преди всичко и да не допринасят неволно за неговото до-обучение, като му поставят задачи-предизвикателства, измислени за тях самите от преподавателите им.

На първо място, трябва да започне обучение по дисциплина, която да учи студентите как да извличат максимална полза от ИИ, чрез точно задаване на въпроси. Това, може да е Промпт инженеринг (Prompting) или обучение с друго име; в западните университети това е цяла научна дисциплина. В някои наши университети – СУ, ТУ, НБУ в рамките на различни дисциплини са включени и лекции по „Промпт инженеринг“, но не е достатъчно. Време е това да бъде направено като отделна дисциплина, в която обучението на студентите да е насочено към това как рационално да използват ИИ, без той да се превръща в техен господар и да оставят в неговите ръце цялото си обучение. Дисциплината може да има най-различни имена, не това е важно, важното е да се накарат студентите да обмислят критично всеки въпрос, който задават на ИИ, да проверяват отговорите, да извличат максимално знания и опит от собствените си въпроси. С други думи, вместо да го избягваме, трябва да включим ИИ в часовете и критично да посочваме на студентите какво е отговорил правилно и какви фактически грешки е направил.

На второ място, трябва да обучаваме студентите в грамотност и да възпираме всякакви опити за безкритично използване на ИИ. Студентите трябва да разбират ограниченията на ИИ и рисковете от неговото използване като например повърхностно знание и поробване. Като дисциплина, това би могло да бъде ИИ грамотност (AI literacy) или с друго име, но акцентът да е в разбиране на отговорите, които дава ИОИ. След това трябва студентите да могат самостоятелно да намират отговорите на въпросите, без да използват ИИ. Накрая може да се направи сравнение между отговорите на ИИ и научните източници. Като преподаватели можем да покажем как използваме ИИ ние самите, например в планиране на курс и генериране на идеи, или проверка на тестове, като по този начин се опитаме да създадем култура на осъзнато и етично използване.

На трето място, бихме могли да въведем ясни правила и очаквания по отношение използването на ИИ. Студентите трябва да знаят кога използването е разрешено, препоръчително или забранено, какво означава академична честност при използване на ИИ. И задължително да декларират употребата на ИИ. Трябва да се насърчава например използването на ИИ при обяснение на трудни концепции и сравняване на различни гледни точки. Като отново акцентът трябва да се поставя върху критичното мислене, да се посочи например как ИИ е подпомогнал при обяснението на заплетен казус, или дали коректно е посочил различните гледни точки. И тук могат да се намерят много неща за дискусия, за стимулиране на критичното мислене, след употребата на ИИ.

Накрая, ето как ИИ (https://www.bing.com/images/create/ai-image-generator?FORM=GENILP) си представя овладяването на използването на ИИ в университета. Оставям илюстрацията в оригиналния й вид, със всички грешки и неточности, които направи Image Generator, защото по този

начин най-точно се подкрепя това, което посочих до момента. Използването на ИИ трябва да става много, много внимателно и критично - греши, дава непълна информация, понякога направо подвежда…



Фигура. 1. Овладяване използването на ИИ в университета
Източник: генерирано от AI Image Generator на Microsoft Bing (https://www.bing.com/images/create/ai-image-generator?FORM=GENILP)

Трите стълба, които зададох бяха - обучение което да научи студентите как да извличат максимална полза от ИИ, чрез точно задаване на въпроси; критично използване на ИИ; ясни правила при използването на ИИ.

4. Заключение

Развитието на изкуствения общ интелект представлява едновременно значителна възможност и сериозно предизвикателство за съвременното общество. Макар развитието му да води до ускорен прогрес в науката, икономиката и ежедневния живот, неконтролираното и свръхинтензивно използване крие рискове, свързани със загуба на автономност, дисбаланс при обучението и още много други проблеми, незасегнати в този доклад – например етичните проблеми.

Настоящият доклад подчертава необходимостта от балансиран подход, при който иновациите се развиват паралелно със овладяването им чрез правилно обучение, регулаторни рамки, прозрачност и отговорност. Ключово значение имат образованието, създаването на правила и въвеждането на механизми за контрол и отчет при използването на системи с изкуствен интелект.

Възпирането на свръхизползването на изкуствения общ интелект не трябва да се разглежда като ограничение на технологичния напредък, а като необходима предпоставка за неговото устойчиво и безопасно прилагане. Само чрез съвместни усилия между научната общност, бизнеса, държавните институции и обществото може да се гарантира, че ИОИ ще служи в полза на човека, без да застрашава неговите основни ценности и права.

Използвани източници

Altman Sam (2025). Reflections https://blog.samaltman.com/reflections

OpenAI (2026) https://openai.com/charter/ Last retrieved at 08/16/2026

Kurzweil, Ray (2005) The singularity is near: When humans transcend biology.

Сюлейман, Мустафа. (2025). Прииждащата вълна. Изкуственият интелект, властта и нашето бъдеще. Книгомания ЕООД. ISBN 978-619-195-411-7

Маринова, Наталия. (2025) Приложение на изкуствения интелект в образованието - за и против. 3rd Scientific Conference „Innovative Information Technologies for Economy Digitalization“ (IITED – 2025), October 2025, UNWE, Sofia, Bulgaria. IITED.2025.16.pdf

Velkova, Ivona (2025). Assessment and Management of Technological Risks in the Digitalization Process of Academic Institutions. 3rd Scientific Conference „Innovative Information Technologies for Economy Digitalization“ (IITED – 2025), October 2025, UNWE, Sofia, Bulgaria. IITED.2025.24.pdf

AI AS A CATALYST FOR DEVELOPING THE SKILLS OF THE FUTURE: CHALLENGES AND OPPORTUNITIES

Assoc. Prof. Iskra Panteleeva, PhD[1]

Abstract: *The report examines the role of AI as a catalyst for the development of future skills, and specifically as an engine for the development of digital skills in modern companies. The aim is to analyse the key challenges and opportunities that intelligent technologies create for training, qualification and the transformation of professional roles.*

Key words*: AI, digital transformation, competencies of the future, challenges, opportunities,.*

JEL: D83, J24, I25, O31, O32, O33, M15, M53.

1. Introduction

In recent decades, there has been an accelerated digitalization and intensive penetration of Artificial Intelligence (AI) in business, education and society. According to Mohammad Ali, Vice President of IBM Consulting "AI isn't just enhancing the business model. By 2030, it will be the business model." (IBM, p. 5). This transformation is changing not only technological infrastructures, but also the way companies operate, make decisions and develop their human capital. According to a number of studies, AI already plays a key role in process automation, data analysis and the creation of new work models, which leads to significant changes in professional skills requirements (Brynjolfsson & McAfee, 2017; Susskind & Susskind, 2020). In such an environment, the importance of the so-called "skills of the future" is growing – a complex of digital, cognitive and social competencies critical for the competitiveness of companies and the adaptability of the workforce. Research shows that companies that successfully integrate AI into their processes develop new competency profiles, including data skills, critical thinking, intelligent systems management, digital ethics and network approach (Shanmugam et al., 2022; World Economic Forum, 2023).

The aim of this report is to analyse how AI supports the development of digital competences and what challenges accompany this process, with an emphasis on technological, organisational, social and network aspects. Particular attention is paid to the role of AI as a catalyst for training, retraining and transformation of professional roles, as well as the challenges related to digital inequality, ethical dilemmas, the need for sustainable human capital development strategies, etc.

[1] i.panteleeva@uni-svishtov.bg, D.A. Tsenov Academy of Economics – Svishtov.

2. AI as a catalyst for the development of skills of the future

The development of future skills is becoming a key factor for the competitiveness of companies in the context of accelerated digital transformation. AI plays a central role in this process, not only changing the technological environment, but also creating new requirements for professional competencies. It contributes to the accelerated acquisition of digital skills, supports adaptive learning and stimulates the emergence of new professional roles (see Figure 1). According to Brynjolfsson and McAfee (2017), intelligent technologies are fundamentally changing the interaction between people and machines, which provokes the creation and implementation of new models of training and qualification.

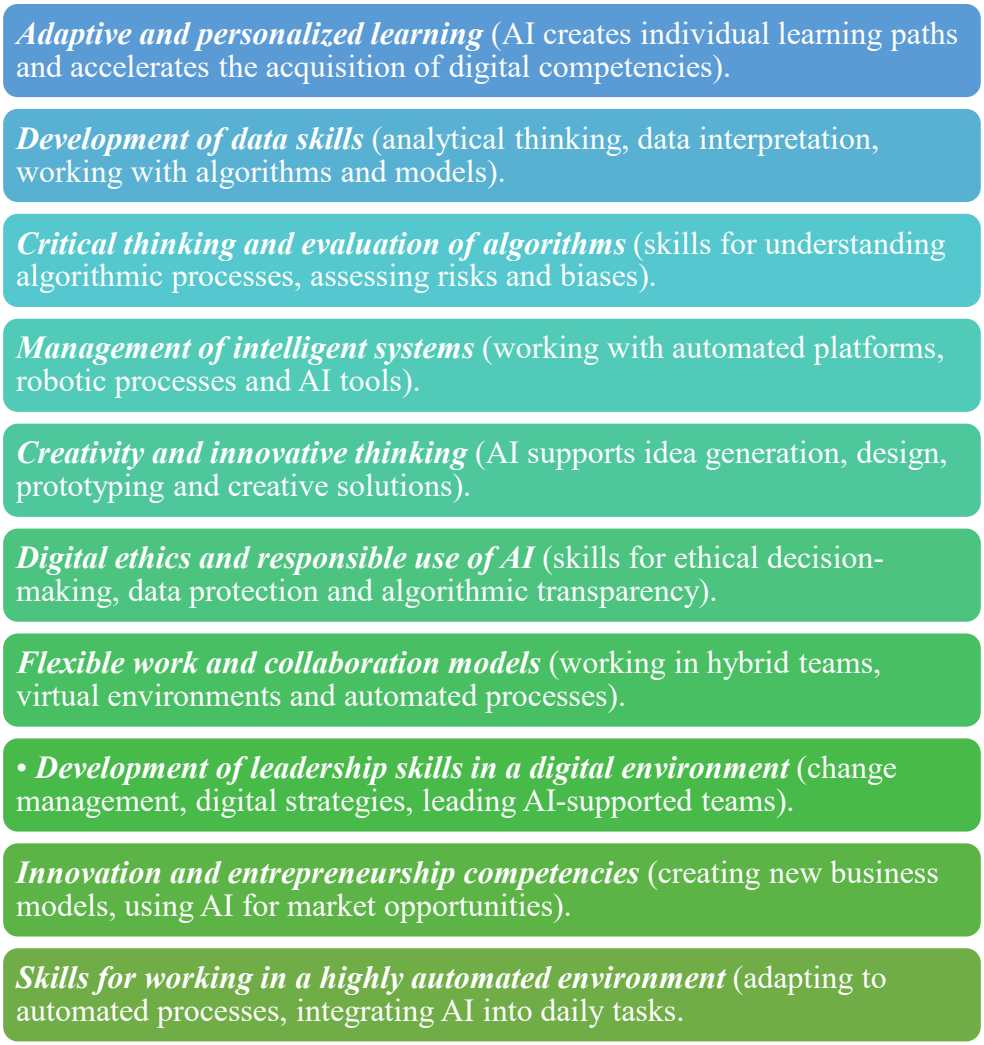


Figure 1. Areas where AI is a catalyst for the development of future skills
Source: Summary, systematized and adapted from: Dilinika (2026), Abbasi et al. (2026), Kaiser et al. (2023), Mohd Rasdi et al. (2025b).

One of the key areas that AI is impacting is personalized learning. Adaptive learning systems based on machine learning allow for the creation of indi-

vidual learning paths that adapt to the needs, pace and level of the learner. This leads to more effective acquisition of digital skills, such as data science, critical thinking, intelligent systems management and digital ethics. Shanmugam et al. (2022) highlight that AI-assisted learning platforms significantly improve the quality of learning and facilitate the acquisition of complex competencies required for the modern work environment.

AI is transforming professional roles by automating routine activities and freeing up time for tasks requiring creativity, strategic thinking and analytical skills. This change is leading to the emergence of new competency profiles in which digital skills are a key component. Zhang et al. (2021) note that AI is accelerating the restructuring of the labour market, creating new employment opportunities but also requiring constant retraining.AI supports companies in the decision-making process through intelligent systems that analyse large data sets and provide recommendations in real time. This requires employees to have skills in interpreting data, working with analytical tools and understanding algorithmic processes. Dwivedi et al. (2023) emphasize that the successful integration of AI into organizational processes is only possible if employees possess the necessary digital competencies, very often in a network environment.

The significant opportunities of AI to channel the development of future skills can be successfully realized in the business practice of companies, provided that an adequate environment and system of interactions are created, through which a number of challenges related to digital inequality, access to training and ethical aspects of the use of intelligent systems can be overcome. Companies must develop sustainable learning and development strategies that ensure that employees can adapt to new technological realities. According to the World Economic Forum (2023), investments in digital skills are key to the successful transformation of the workforce and to increasing organizational resilience.

3. Challenges and opportunities for business and society

The integration of AI into organisational processes and public life creates both significant challenges and new opportunities for development (see Figure 2). *On the one hand*, AI accelerates digital transformation, improves efficiency and supports decision-making, but *on the other hand*, it raises a number of questions related to skills, ethics, change management and social impact.

According to Dwivedi et al. (2023), the successful implementation of AI requires not only technological investments, but also strategic management of human capital to ensure the sustainable development of digital competencies.

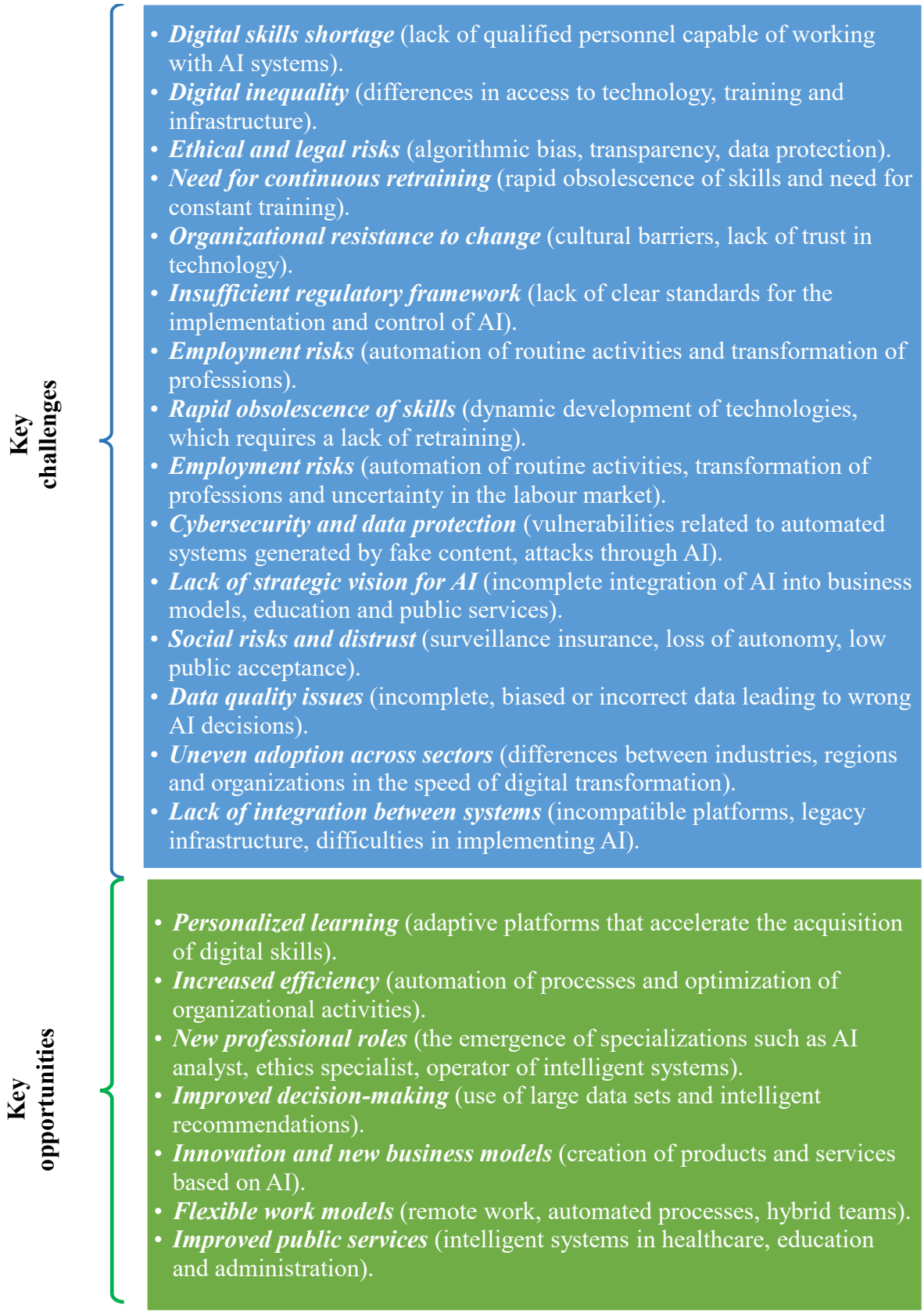


Figure 2. Challenges and opportunities for business and society

Source; Summary, systematized and adapted from: Dwivedi (2023), Shanmugam (2022), Zhang (2021), Kaiser (2023), WEF (2023), Abbasi (2026), Brynjolfsson & McAfee (2017).

One of the main challenges is related to the shortage of qualified personnel capable of working with intelligent systems. Companies are faced with the need for continuous retraining, as traditional professional roles are transformed and new competence profiles emerge. Zhang et al. (2021) emphasize that AI changes the structure of the labour market, creating new employment opportunities, but at the same time increasing the risk of digital inequality between different groups of employees. This requires targeted training policies that ensure equal access to digital resources and the development of the skills of the future.

The use of AI is associated with overcoming a number of ethical and legal challenges in decision-making and raises questions about the transparency of algorithms, the protection of personal data and the prevention of algorithmic bias. Susskind and Susskind (2020) note that companies need to develop ethical frameworks and control mechanisms to ensure the responsible use of intelligent technologies, as well as to continuously conduct various trainings for employees in the field of digital ethics and implement internal policies for the management of AI systems. At the same time, AI provides significant opportunities for business and society. Intelligent systems support the automation of routine activities and networking, allowing employees to focus on tasks with high added value (such as strategic planning, innovation and creativity). According to Shanmugam et al. (2022), AI-assisted learning platforms facilitate the acquisition of complex digital skills and improve the quality of corporate learning. This creates the conditions for more flexible and adaptive work models that increase productivity and competitiveness.

At the macro level, AI has the potential to drive economic growth by improving efficiency, optimizing processes, and creating new business models. The World Economic Forum (2023) emphasizes that companies that invest in developing digital skills and integrating AI are more resilient to market changes and better able to innovate. In the public sector, AI can improve the quality of public services, support data management, and facilitate informed decision-making. Table 1 provides an example of the relationship between some of the most important challenges and the opportunities to overcome them (See Table 1).

AI "in contemporary business environments has significantly impacted small and medium enterprises (SMEs). AI, which mimics human intelligence processes such as learning, reasoning, and problem-solving, is widely applied to enhance operational efficiency, drive innovation, and provide data-driven insights, thereby enabling businesses to optimize various operations" (Mohd Rasdi, 2025a). To realize these opportunities, strategic planning is needed that combines the use of technological innovations with the development of human capital in the digital and network environment. In addition, companies must build and develop a culture of continuous learning, stimulate digital literacy and provide access to modern training resources. This includes integrating AI into training programs, creating corporate academies and partnerships between businesses and educational institutions.

Table 1. AI Challenges – Opportunities Matrix

Challenge	Opportunity
Insufficient digital literacy	***Personalized learning through AI*** (adaptive systems that accelerate the acquisition of digital skills).
Digital inequality	***Accessible AI tools*** (platforms with a low threshold of participation that expand access to education and services).
Algorithmic bias and ethical risks	***Ethical standards and transparency*** (development of skills for ethical thinking, critical analysis and responsible use of AI).
Insufficient regulation	***Creation of new professional roles*** (specialists in AI ethics, regulations, audit and risk management).
Organizational resistance to change	***AI-supported transformation*** (automation, optimization and new work models).
Rapid skills obsolescence	***Continuous learning*** (AI systems for dynamic renewal of competencies).
Shortage of qualified personnel	***Development of STEM and analytical skills*** (stimulation of new professional profiles and data training.)
Employment risks	***Emergence of new professions*** (AI operators, analysts, system designers, model trainers).
Cybersecurity and data protection	***Intelligent security systems*** (automated threat detection, cyberskills training).
Lack of strategic vision	***AI-supported decision-making*** (data analysis, forecasting, strategic planning).
Social risks and distrust	***Increased transparency and participation*** (involving citizens and employees in the implementation processes).
Data quality issues	***Improved data management*** (new skills for data processing, validation and analysis).
Uneven implementation across sectors	***Sectoral innovations*** (accelerated development in healthcare, education, finance, manufacturing).
Lack of integration between systems	***Intelligent automation*** (connecting platforms, process optimization, new technical skills).

Source; Summarized, systematized and adapted from: Dwivedi, et al. (2021), Dwivedi et al. (2023), Shanmugam (2022), Zhang (2021), Kaiser (2023), WEF (2023), Abbasi (2026), Brynjolfsson & McAfee (2017).

4. Conclusion

AI is playing a key role in the development of future skills, especially in an environment of accelerated digitalization, where AI is changing the way companies operate, learn and adapt. This creates the need for new digital competencies that allow employees and businesses to remain competitive in the face of technological transformation.

The process of AI integration is characterized by its dual nature – both a source of challenges and significant opportunities. Key challenges include the

shortage of qualified personnel, ethical and legal issues, digital inequality and the need for sustainable training strategies. At the same time, AI provides broad opportunities for increasing efficiency, optimizing processes, creating new business models and improving the quality of public services. Companies that invest in the development of digital skills and responsible management of AI are more adaptive, more innovative and more resilient to change.

AI is not just a technological innovation, but a strategic factor shaping the future of education, work and social development. The successful integration of intelligent technologies requires a balanced approach of combined development of digital competencies, ethical responsibility and organizational vision. The opportunities that AI provides can only be fully realized if the challenges are addressed through targeted policies, investments in training and building a culture of continuous learning.

ACKNOWLEDGEMENT: The presentation and dissemination of the research is financially supported by Project KP-06-H65/10/12.12.2022 "Formal and Informal Innovation Networks", financed by the "Scientific Research" Fund at the MES, Competition for Funding Fundamental Scientific Research – 2022.

References

Abbasi, F. F., Usman, M., & Latif, B. (2026). Abbasi, F. F., Usman, M., & Latif, B. (2026). Exploring the role of generative AI in skill development: A systematic literature review and bibliometric analysis. *European Journal of Training and Development*, 1-27, ahead-of-print. https://doi.org/10.1108/EJTD-07-2025-0151.

Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2017). *Machine, platform, crowd: Harnessing our digital future.* New York: W. W. Norton & Company.

Dilinika, J. M. S. (2026). Artificial Intelligence and transversal skills for future workforce: A bibliometric analysis of research in higher education (2020-2025). *Education for Information*, 0(0), 1-35. https://doi.org/10.1177/01678329261468180.

Dwivedi, Y. K., et al. (2023). Artificial intelligence for business: A review and research agenda. *International Journal of Information Management*, 71, 102642. https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2023.102642.

Dwivedi, Y., et al. (2021). Artificial Intelligence (AI): Multidisciplinary Perspectives on Emerging Challenges, Opportunities, and Agenda for Research, Practice and Policy. *International Journal of Information Management*, 57, Article 101994. https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.08.002.

Kaiser, S., et al. (2023). Kaiser, S., et al. (2023). The "new currency of the future": A review of literature on the skills needs of the workforce in times of

accelerated digitalisation. *Management Review Quarterly.* https://doi.org/10.1007/s11301-023-00387-9.

Mohd Rasdi, R., & Umar Baki, N. (2025a) Navigating the AI landscape in SMEs: Overcoming internal challenges and external obstacles for effective integration. *PLoS One*, 20(5), e0323249. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0323249.

Mohd Rasdi, R., Haf, F., & Rasdi, R. M. (2025). *Exploring artificial intelligence competencies for the future workforce: A systematic literature review using the PRISMA protocol.* Springer.

Shanmugam, M., Sundaram, D., & Raman, R. (2022). Digital competencies for the AI-driven workplace: A systematic review. *Computers in Human Behavior*, 129, 107123. https://doi.org/10.1016/j.chb.2021.107123.

Susskind, R., & Susskind, D. (2020). *The future of the professions: How technology will transform the work of human experts*. Oxford University Press.

The enterprise in 2030 (Engineered for perpetual innovation). IBM. https://www-api.ibm.com/adobe/assets/urn:aaid:aem:9b35d27c-6a4d-4dcd-a804-550ea0d80cd0/original/as/the-enterprise-in-2030-report.pdf.

World Economic Forum. (2023). *Future of Jobs Report 2023*. Geneva: World Economic Forum. https://www.weforum.org/publications/the-future-of-jobs-report-2023/.

Zhang, K., Zhao, K., Chen, H., & Xu, X. (2021). Artificial intelligence and workforce transformation: Implications for skills and employment. *Technological Forecasting and Social Change*, 167, 120676. https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.120676.

ИЗКУСТВЕНИЯТ ИНТЕЛЕКТ В СЪЗДАВАНЕТО НА НАУЧНИ ПУБЛИКАЦИИ: МЕЖДУ ПОДПОМАГАНЕТО И ОГРАНИЧАВАНЕТО НА КРЕАТИВНОСТТА

Доц. д-р Кремена Маринова-Костова[1]

Резюме: *Докладът разглежда ролята на специализираните AI инструменти при разработването на научни публикации и влиянието им върху креативността на учените. Анализират се техните възможности, ограничения и рискове, като се акцентира върху авторството, прозрачността, академичната отговорност и баланса между технологичното подпомагане и научната креативност.*

Ключови думи: *изкуствен интелект (AI), научни публикации, научна креативност, изследователска дейност*

JEL: A23, D83, O33

ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN WRITING SCIENTIFIC PUBLICATIONS: BETWEEN ENHANCING AND CONSTRAINING CREATIVITY

Assoc. prof. Kremena Marinova-Kostova, PhD

Abstract: *The report examines the role of specialized AI tools in the development of scientific publications and their impact on researchers' creativity. Their capabilities, limitations, and risks are analyzed, with an emphasis on authorship, transparency, academic responsibility, and the balance between technological support and scientific creativity.*

Key words*: artificial intelligence (AI), scientific publications, scientific creativity, research activity*

JEL: A23, D83, O33

1. Въведение

Академичното писане е важен компонент на създаването на ново научно знание. То представлява практика, обхващаща дейности, когнитивни процеси, езикови правила и комуникационни норми с цел структурирано изразяване на идеи и аргументи, основани на данни и логически разсъждания, както и представяне на научни приноси и синтез на знания (Raitskaya & Tikhonova, 2024). През последните години създаването на научни публикации преминава през съществена трансформация в резултат от навлизането на генеративни инструменти за изкуствен интелект. Той все по-активно се използва в процесите на генериране на идеи, структуриране и редактиране на научни текстове, което съществено променя ролята на изследователя в процеса на създаване на знание.

[1] k.marinova@uni-svishtov.bg, Стопанска академия „Д. А. Ценов“, гр. Свищов

В съвременния контекст на научното публикуване изкуственият интелект все по-ясно се проявява в своята двойствена роля – от една страна като инструмент за повишаване на ефективността, качеството и продуктивността при създаването на научни текстове, а от друга страна като фактор, който поставя въпроси, свързани с оригиналност, авторство и автентичност на научното съдържание (Carobene, Padoan, Cabitza, Banfi, & Plebani, 2023). Паралелно с това е необходимо да се запази балансът между технологичните възможности на AI и способността на изследователя да генерира оригинални идеи, разработва аргументи и представя нови гледни точки към даден феномен или проблем, т.е. неговата креативност (Sinaga, Nasution, & Albina, 2025).

2. Генеративен изкуствен интелект в контекста на академичното писане

Генеративният изкуствен интелект цели създаването на ново съдържание, в т.ч. текст, изображения или музика, чрез извличане и усвояване на модели от вече съществуващи данни. В рамките на този клас технологии огромно влияние върху създаването на научни разработки, имат големите езикови модели (Large language models – LLMs), които представляват мощни системи за генериране на текст, обучени върху огромни масиви данни, които могат да реагират на заявки (промптове) на естествен език. Тяхната функционалност позволява генериране на идеи, обяснение на сложни концепции и структуриране на научни текстове, което ги прави полезен инструмент за изследователите (McClain & Barton, 2025).

Разграничават се два основни типа инструменти: общи генеративни модели на изкуствен интелект и специализирани AI системи за научни изследвания и академично писане.

Общите генеративни AI модели подпомагат структурирането, редакцията, превода, перифразирането, обобщението и синтеза на научните публикации. Най-популярните са:

- ***ChatGPT на OpenAI***[2] – един от най-известните и широко използвани големи езикови модели както в академична, така и в професионална среда. Отличава се със способността си да генерира отговори, близки до човешката реч, да подпомага различни научни задачи, включително обобщаване на статии, предлагане на алтернативни формулировки и подпомагане при формулиране на изследователски въпроси.
- ***Claude***[3] ***на Anthropic*** **–** езиков модел, с възможности да води продължителни диалози и да генерира различни видове академично съдържа-

[2] https://www.chatgpt.com
[3] https://claude.ai

ние – от структурирани резюмета до по-креативни интерпретации, като същевременно поддържа стил, който се характеризира с предпазливост, яснота и релевантност.

- ***Gemini[4] на Google***, представлява ново поколение мултимодални големи езикови модели (LLMs). Той може да обработва и генерира не само текст, но и изображения, аудио и видео съдържание.

В допълнение към общите генеративни модели, значима роля заемат и **специализираните инструменти**, насочени към подпомагане на научноизследователския процес, предоставяйки функционалности като: литературни обзори, синтез и анализ. Най-популярните сред тях са:

- ***Consensus[5] на NVIDIA NIM*** – AI инструмент за търсене и преглед на научна литература, който е предназначен да ускорява изследователския процес и да улеснява откриването на релевантна информация. Той анализира милиони научни публикации, за да открие тези, които съответстват на зададената заявка, като ги организира според това дали подкрепят или оспорват дадена теза или аргумент.
- ***ResearchRabbit***[6] е иновативен онлайн инструмент за картографиране на научна литература, базиран на цитати. Той има за цел да оптимизира времето, необходимо за търсене на източници при писане на научни публикации. Потребителят започва с един или няколко основни научни източника, след което системата открива други публикации, свързани с темата, определена от избраните начални източници (James Cook Universisty, 2021).
- ***Elicit***[7] е AI инструмент за научни изследвания, който се отличава с подход, базиран на семантично търсене, разбиращо смисъла на изследователския въпрос. Той автоматизира ключови етапи от процеса на литературен преглед, включително формулиране на изследователски въпроси, откриване и анализ на научни източници, извличане на структурирани данни и генериране на изследователски обобщения с проследими цитати на ниво изречение (Skywork, 2025).
- ***Julius[8]*** е платформа за анализ на данни, която позволява обработка на файлове като Excel, CSV, PDF и Google Sheets без необходимост от програмистки умения. Тя дава възможност на потребителите да задават въпроси към своите данни на естествен език и да получават визуализирани резултати за секунди, като по този начин автоматизира техническите аспекти на анализа и улеснява интерпретацията на данните (Tuychiev, 2025).

[4] https://gemini.google.com
[5] https://consensus.app/
[6] https://www.researchrabbit.ai/
[7] https://elicit.com/
[8] https://julius.ai/

- ***Perplexity***[9] - AI платформа за търсене и анализ на информация, която използва обработка на естествен език и машинно обучение, за да интерпретира потребителските въпроси и да предоставя обобщени отговори, базирани на актуални онлайн източници. Отличителна нейна характеристика е интегрирането на реално време търсене и цитиране на източници, което позволява на потребителите да проверяват информацията и да проследяват първичните научни и онлайн ресурси (Coursera Staff, 2026).

3. Възможности и граници на използването на изкуствения интелект в научните публикации

Генеративният изкуствен интелект и специализираните AI платформи могат да се използват във всеки етап на разработването на научна публикация – от генерирането на идея, през оформянето на структурата и подбора на подходящи литературни източници, до изглаждането на езика, правописа и стила. Въпреки че все още няма законово регламентирани граници на използване на AI в научни текстове, голяма част от издателствата и реферираните бази от данни налагат някои рамки за допустимост. В този смисъл **изкуственият интелект може да се използва** от авторите в следните направления (Jin-Hong, 2025), (Van Quaquebeke, Tonidandel, & Banks, 2025), (Hutson, 2025), (Elsevier, 2026):

- ***Генериране на идеи и планиране на изследването*** – AI може да се използва в ранните етапи на научния процес за генериране на идеи, формулиране на хипотези и структуриране на изследователски идеи.
- ***Идентификация на проблеми и потенциални изследвания*** – AI може да служи за откриване на изследователски празнини, противоречия и неизследвани научни области.
- ***Преглед на научна литература и информационно търсене*** – допустимо е AI инструментите да се ползват за обзор на научна литература в дефинираната област чрез обобщаване, семантично търсене и откриване на връзки между изследванията.
- ***Дизайн и методология на изследването*** – AI може да подпомага разработването на изследователски дизайни, протоколи и методи, както и симулация на данни.
- ***Анализ на данни*** чрез автоматизирани модели, визуализации и откриване на закономерности без необходимост от програмиране.
- ***Структуриране на научен текст*** – AI инструментите могат да се използват за изграждане на структурата на научната публикация, генериране на планове, подреждане на аргументите и създаване на чернови.

[9] https://www.perplexity.ai/

- ***Подобряване на езика, стила и четимостта*** – допустимо е AI да се използва за правописна, граматическа и пунктуационна редакция, както и за преформулиране на научните текстове с цел постигане на по-голяма яснота.

При създаването на научни публикации изследователите трябва да съблюдават и някои ясно очертани **граници**. Те основно произтичат от необходимостта за гарантиране на академичната почтеност, прозрачността и авторовата отговорност към създаденото от него научно съдържание (Elsevier, 2026), (Jin-Hong, 2025), (Van Quaquebeke, Tonidandel, & Banks, 2025). Не е допустимо:

- Представяне на генерирани от AI идеи или текст като собствен авторски принос.
- Генериране и модифициране на изображения, както и добавянето или премахването на елементи от тях.
- Създаване на абстрактни графики.
- Измисляне „халюциниране“ на несъществуващи източници и цитати.
- Научна преценка и интерпретация на получените резултати от AI платформа.
- Използване на AI като съавтор, нито цитирането му като автор. Авторството предполага права, отговорности и задължения, които могат да бъдат поети и изпълнявани единствено от хора.

4. Рискове при използването на AI в научни публикации

Създаването на научни публикации само по себе си е творчески процес, чиито двигател е творческото вдъхновение, креативността и въображението на автора. Макар и в друг контекст, научният работник по същество е и писател, творец, а неговият когнитивен потенциал е от съществено значение за съдържанието на написаното. Използването на изкуствения интелект може до голяма степен да облекчи някои досадни и рутинни дейности, но прекомерната му употреба крие редица **рискове**, най-вече по отношение на креативността (Jin-Hong, 2025), (Van Quaquebeke, Tonidandel, & Banks, 2025), (Hutson, 2025):

- Създаденото от AI съдържание често е ***сходно и се губи оригиналността му***. Намалява се авторската автономност и се стандартизира научният стил.
- ***Повърхностна интерпретация*** на генерираните от AI източници без критичен поглед върху тяхното съдържание.
- ***Слабо разбиране на изследователския контекст***, прекомерно доверие в резултатите и отслабване на критичната интерпретация.

- ***Загуба на научната креативност*** в изследователския процес и формиране на зависимост от AI инструменти.

5. Заключение

Създаването на научни публикации не остава незасегнато от възможностите, които предоставя изкуственият интелект. Неговото използване повишава ефективността на изследователския процес, улеснява изготвянето на литературни обзори, подпомага анализа на данни и допринася за усъвършенстването на научния текст. Наред с тези предимства AI поставя и нови предизвикателства, свързани с академичната почтеност, авторството, плагиатството, съхраняването на научната креативност и създаването на оригинални научни приноси. Поради това неговото приложение следва да бъде съобразено с етичните принципи и утвърдените изисквания на научните издателства.

Независимо от шеметното си развитие, генеративният изкуствен интелект не може да замени човешката научна мисъл, критичната преценка и креативността, които стоят в основата на всяко научно откритие. Бъдещето на създаването на научни публикации е свързано с постигането на баланс между технологичното подпомагане на изследователския процес и запазването на самостоятелната научна мисъл, интерпретацията и отговорността на изследователя.

Използвани източници

Carobene, A., Padoan, A., Cabitza, F., Banfi, G., & Plebani, M. (2023). Rising adoption of artificial intelligence in scientific publishing: evaluating the role, risks, and ethical implications in paper drafting and review process. Clin Chem Lab Med., 62(5), 835-843. doi:doi: 10.1515/cclm-2023-1136

Coursera Staff. (23 6 2026 r.). What Is Perplexity AI? Изтеглено на 28 6 2026 r. от https://www.coursera.org: https://www.coursera.org/articles/what-is-perplexity-ai

Hutson, J. (2025). Human-AI Collaboration in Writing: A Multidimensional Framework for Creative and Intellectual Authorship. International Journal of Changes in Education. doi:https://doi.org/10.47852/bonviewIJCE52024908

James Cook Universisty. (2021). Research Rabbit Overview. Изтеглено на 28 6 2026 r. от www.jcu.edu.au: https://www.jcu.edu.au/students/learningcentre/resources/academic-writing/researching/Research-Rabbit-Overview.pdf

Jin-Hong, Y. (2025). Defining the Boundaries of AI Use in Scientific Writing: A Comparative Review of Editorial Policies. Journal of Korean Medical Science, 40(23). doi:https://doi.org/10.3346/jkms.2025.40.e187

McClain, A. L., & Barton, S. (2025). Leveraging Artificial Intelligence in Research and Scholarly Work: Innovative Approaches and Practical Applications. New Directions for Adult and Continuing Education, 188, 48-56. doi:https://doi.org/10.1002/ace.70015

Raitskaya, L., & Tikhonova, E. (2024). Appliances of Generative AI-Powered Language Tools in Academic Writing: A Scoping Review. Journal of Language and Education, 10(4), 5-30. doi:https://doi org/10 17323/jle 2024 24181

Sinaga, A. I., Nasution, A. F., & Albina, M. (2025). THE EFFECT OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE USE ON CREATIVITY IN WRITING SCIENTIFIC WORKS. JKTP: Jurnal Kajian Teknologi Pendidikan, 8(3), 226-234. doi:10.17977/um038v8i32025p226-234

Skywork. (2025). Elicit AI Review (2025): The Ultimate Guide to the AI Research Assistant. Изтеглено на 28 6 2026 г. от skywork.ai: https://skywork.ai/skypage/en/Elicit-AI-Review-(2025)-The-Ultimate-Guide-to-the-AI-Research-Assistant/1974387953557499904

Tuychiev, B. (2025). Julius AI Guide: Transform Your Data Analysis in 2026. Изтеглено на 28 6 2026 г. от https://www.datacamp.com: https://www.datacamp.com/tutorial/julius-ai-guide

Van Quaquebeke, N., Tonidandel, S., & Banks, G. C. (2025). Beyond efficiency: How artificial intelligence (AI) will reshape scientific inquiry and the publication process. The Leadership Quarterly, 36(4). doi:https://doi.org/10.1016/j.leaqua.2025.101895

Elsevier. (2026). Generative AI policies for journals. Изтеглено на 29 6 2026 г. от https://www.elsevier.com: https://www.elsevier.com/about/policies-and-standards/generative-ai-policies-for-journals

ПРЕДИЗВИКАТЕЛСТВА НА ИЗПОЛЗВАНЕТО НА ГЕНЕРАТИВНИ СИСТЕМИ С ИЗКУСТВЕН ИНТЕЛЕКТ В ОБРАЗОВАНИЕТО

Доцент д-р Наталия Маринова[1]

Резюме: *Образователният процес еволюира от пасивно усвояване на информация към модел на споделено създаване на знания. Процесите на повсеместна дигитализация и масово използване на генеративни приложения с изкуствен интелект (GenAI) породиха необходимост от развитие на преподавателски умения за деференциране на моментите, в които дигиталните инструменти подпомагат ученето (чрез обратна връзка и примери), от тези, в които технологиите застрашават изграждането на самостоятелна логика, аргументация и критично мислене у обучаемите. Настоящият доклад има за цел да изследва предизвикателствата пред съвременните образователни системи, породени от приложението на GenAI, да очертае необходимостта от предефиниране на функциите на съвременния обучител и да систематизира водещи инициативи за регулиране използването на инструменти с изкуствен интелект в образователните институции.*

Ключови думи: *GenAI приложения, образователни системи*
JEL: C45, C88, L86

CHALLENGES OF USING GENERATIVE ARTIFICIAL INTELLIGENCE SYSTEMS IN THE EDUCATION

Assoc. Prof. Natalia Marinova, PhD

Abstract: *The educational process has evolved from passively absorbing information to a model of shared knowledge creation. The widespread digitization and massive use of generative artificial intelligence applications (GenAI) have created a need to develop teaching skills to differentiate moments when digital tools support learning (through feedback and examples) from those when technologies threaten the development of independent logic, argumentation, and critical thinking in learners. This paper aims to explore the challenges faced by modern educational systems due to the use of GenAI, outline the need to redefine the role of today's educators, and summarize leading initiatives for regulating the use of tools with artificial intelligence in educational institutions.*

Key words: *GenAI Applications, Education Systems*
JEL: C45, C88, L86

1. **Въведение**

През последните три десетилетия софтуерните продукти за обясняване на трудни уроци, проверка на решения, създаване на проектни идеи, обобщаване на текст, езиков превод и подготовка на презентации еволюираха (Shepherd, 2026, p. 18) от по-строги, домейн-специфични системи

[1] n.marinova@uni-svishtov.bg, Стопанска академия „Д. А. Ценов“ - Свищов

(компютърно подпомагано обучение (Computer-Aided Instruction, CAI) и интелигентни обучителни системи (Intelligent Tutoring Systems, ITS) до гъвкави диалогови модели (големи езикови модели (Large Language Models, LLMs) и контекстуално учене (In-Context Learning, ICL). Съвременните генеративни решения с изкуствен интелект (Generative Artificial Intelligence, GenAI) са проектирани да подпомагат индивидуалното обучение (чрез въвеждане на обучаемите в адаптивен диалог, задаване на задълбочаващи въпроси, даване на подсказки и персонализирани обяснения според контекстуалните реакции на учащия) и да поддържат съвместно създаване на учебно съдържание (чрез генериране на практически задания, симулации или мултимодални преживявания).

Учащите от всички образователни степени вече активно използват генеративни системи с изкуствен интелект, докато обучителните институции все още създават правила, методологични и технологични рамки и педагогически подходи за пълноценно и равномерно адаптиране към новата образователна реалност. За да се гарантира, че внедряването на такива решения подобрява ученето без да подкопава способностите за критична човешка преценка, трябва да се създават надеждни, етични и човекоцентрични образователни системи с изкуствен интелект, включващи хора и технологии с ясно установени отговорности, граници на въздействие и степен на контрол.

2. Предизвикателствата на генеративните системи с изкуствен интелект пред образователните системи

Прилагането на генеративни системи с изкуствен интелект в образователния процес не е просто поредната информационна иновация, а холистична парадигма, засягаща управлението на образователните институции, методите на преподаване и оценяване, ролята на родителите и уменията за саморегулация на обучаемите. Образователните GenAI приложения изземат все повече педагогически функции и роли, развивайки се от инструменти, през партньори до наставници, което поставя важни въпроси за доверието, прозрачността и автономията. Въпреки ефективните им възможности за поддръжка на персонализирано обучение, метакогнитивно развитие и адаптивна подкрепа, липсата на достатъчно внедрени педагогически методи и подходи в тях може доведе до повърхностно учене и пасивно взаимодействие (Shen, 2026, p. 7).

Генеративните системи с изкуствен интелект вече се доказаха като полезни в изучаването на езици[2] и литературни произведения, математи-

[2] Ученето на езици например чрез разговорни агенти и виртуални преподаватели дава възможност за участие в диалог, получаване на моментални отговори, имитиране на реални взаимодействия, упражняване на говорене и слушане в контролирана среда, което е особено

чески и природни науки, история и гражданско образоване, изкуства и др. Като фактор, променящ логиката на учебния процес обаче, те са носители на специфични и нови **предизвикателства** към образователните системи, а именно:

1) *Промяна на ролята на обучителите от основни източници на знания към модератори на процеси, в които активно участват системи с изкуствен интелект*. Липсата на подготовка за изпълнението на тази нова педагогическа роля, на време за адаптиране на учебното съдържание и на методически модели за работа с GenAI системи крие рискове от автоматично генериране на съдържание без развиване на критично мислене у обучаемите;
2) *Повишаване нивото на дигитална компетентност на обучителите*. Рисковете от формалното оценяване знанията на обучаемите без отчитане на процесите на уникално творческо мислене могат да се преодолеят чрез квалификационни обучения, създаване на институционални рамки за работа с GenAI системи и въвеждане на ясни правила за процесите и ситуациите в които такива решения подпомагат ученето, а не просто го подменят;
3) *Въвеждане на нова административна роля за „превод“ на технологиите на педагогически език.* За да смекчат опасността от хаотично, непоследователно, без етични и качествени стандарти внедряване на системи с изкуствен интелект образователните институции могат да помислят за назначаване на специализиран учител „дигитален лидер“ (Александров, 2026);
4) *Преминаване към нови начини на оценяване на знанията на обучаемите.* Възможностите на GenAI системите за бързо и лесно създаване на учебни разработки и отговор на писмени задачи се използват повсеместно[3] в образователните институции от всички степени и форми на обучение. Липсата на инструменти за оценяване на обучителния процес, а не само на резултата от него, и на педагогически капацитет за индивидуализирани изпитвания принуждава обучителите да проверяват заданията на обучаемите чрез същите или аналогични генеративни решения. Този риск може да се минимизира чрез връщане към устните форми на изпитване, аргументиране и казусно защитаване;

полезно за учащи с ограничен достъп до носители на езика или изпитващи притеснение при лична комуникация (Ruxshona & Holikova, 2026).

[3] Според първото национално изследване за готовността на българските училища да интегрират технологии с изкуствен интелект 94,7% от българските ученици използват такива за учебни цели, като почти половината работят с него ежедневно или няколко пъти седмично, а 56% са се научили да го използват сами, а не след специализирано обучение (БАСКОМ, 2026). Проучването на БАСКОМ и МОН констатира още, че учителите притежават базова грамотност за работа с инструменти с изкуствен интелект, но я използват предимно за подготовка на уроци и създаване на учебни материали, и по-малко за оценяване, проектиране на задачи и проследяване на индивидуалното развитие на учащите.

5) *Въвеждане на механизми за смислена интеграция, а не просто на използване, на системи с изкуствен интелект в образователните институции*. Рискът GenAI системите да останат само фонова образователна технология[4] без реална добавена стойност в процеса на общо и/или специализирано квалифициране на бъдещата работна сила може да се намали чрез имплементиране на педагогически модели за интеграция, стандарти за качество и подходи за ефективно адаптиране на учебните програми.
6) *Въвеждане на етични стандарти в използването на GenAI системи в образованието, предотвратяващи загубата на критично мислене и повърхностно учене*. За да подкрепи интеграцията на системите с изкуствен интелект в различни учебни програми, рамки за компетентности и сертифицирани обучения, през месец септември 2023 г. ЮНЕСКО публикува първите Насоки за генеративен изкуствен интелект в образованието и изследванията (UNESCO, 2023), а година по-късно оповестява още две рамки за компетенции по ИИ за ученици (UNESCO, 2024) и за учители (UNESCO, 2024), разглеждащи възможностите и рисковете на технологията и предлагащи възрастова граница от 13 години за използването на GenAI системи от учащите. Първата българска законодателна инициатива, която директно адресира зависимостта от алгоритми и GenAI системи, е Законопроектът за използването и развитието на изкуствения интелект (Народно събрание на Република България, 2025);
7) *Преодоляване на структурното изоставане на държавните политики за внедряване на системи с изкуствен интелект в образователните системи.* Потенциалът на технологията на изкуствения интелект да трансформира икономиките и трудовите пазари задейства реформи в учебните програми на образователните институции в повече от 58 страни по света. Изучаването на предмети, свързани с нововъзникващи технологии и стратегически индустрии, е част от задължителното образование в Китай, ОАЕ и Индия и е интегрирано чрез рамки за дигитални компетентности и чрез пилотни програми в учебните програми на 23 европейски държави (Финландия, Франция, Нидерландия, Испания, Португалия, Швеция, Белгия, Ирландия и др.), САЩ и Южна Корея.

[4] Пример за проявлението на такъв риск в българската образователна система са започналите неформални състезания за формулиране на най-впечатляващ, забавен или убедителен промпт за решаване на задачи чрез GenAI инструменти, в които по време на час „под чина“ или в междучасията ученици залагат джобни пари, обяд или услуги (TechNews.bg, 2026). Според преподаватели и психолози това явление показва три тенденции: уменията за работа с генеративни решения стават социална валута за „купуване“ на престиж и материални ползи; училището няма механизми да развива и признава тези умения; уязвимите ученици (не умеещите да пишат достатъчно сложни и ефективни промптове) са подложени на риск от системни загуби на пари или ресурси.

3. **Инициативи за регулиране използването на генеративни системи с изкуствен интелект в образованието**

За да насърчат иновациите и да ограничат рисковете от използване на генеративен изкуствен интелект в образователните си институции, все повече държави по света започват **инициативи** за адаптиране на учебните програми, повишаване нивото на алгоритмична грамотност, имплементиране на етични академични практики, въвеждане на методи и подходи за защита на личните данни и др.:

Таблица 1. Инициативи за регулиране използването на генеративни системи с изкуствен интелект в образователните системи по света.

Държава/ регион	Тип инициатива	Основен фокус	Ниво на регулация	Роля на обучителя/ обучаемия
Шотландия	Официални насоки за GenAI	Етика, дигитална грамотност, академична честност, защита на данни	Средно–високо (насоки, не закон)	Учителят решава как да интегрира GenAI, а учениците се учат да го използват отговорно
Великобритания	Политика за „контролирана интеграция“	Разбиране на алгоритми, изкривявания, критично мислене	Средно	Учениците трябва да разбират как работи GenAI, не само да го ползват
Естония	Програма AI Leap	Масов достъп до GenAI инструменти	Средно	Учителите получават инструменти, учениците – практическо ползване
Финландия	Национални насоки	Етика, разбиране на алгоритми	Средно	Учителят е фасилитатор на критично мислене
САЩ	Щатски и училищни политики	Разрешено използване при ясни условия	Ниско–средно (фрагментирано по щати)	Учителите определят правила в клас; учениците ползват GenAI в рамките на локални политики
Канада	Провинциални ръководства	Конкретни сценарии за употреба	Средно	Учителите следват примерни сценарии; учениците работят по тях
Сингапур	Централизирана национална стратегия	Одобрени платформи, обучение на учители, защита на данни	Високо	Учителите преминават обучение; учениците ползват строго регламентирани инструменти

Южна Корея	K–12 учебници, базирани на изкуствен интелект	Интеграция на GenAI в учебното съдържание	Високо	Учителят работи с учебници, а учениците учат чрез базирани на изкуствен интелект ресурси
Китай	Национално ускорено внедряване	Масова интеграция на GenAI на всички нива	Високо	Учителите и учениците са част от национална стратегия
ОАЕ	Задължително обучение по системата K–12	Базова и напреднала грамотност за използване на GenAI	Високо	Учениците изучават изкуствен интелект като задължителна тема; учителите са подготвени за това
Австралия	Национална рамка за GenAI (2024)	Управление, прозрачност, безопасност	Средно–високо	Учителите следват рамка; учениците ползват GenAI при ясни правила
Бразилия (щат Пиауи)	Изкуственият интелект се изучава като задължителен предмет	Системно обучение по изкуствен интелект	Средно–високо (на регионално ниво)	Учениците имат отделен предмет; учителите – специализирани

Източник: Авторова систематизация.

Изучаването на свързани с изкуствения интелект предмети е не просто поредният образователен експеримент, а част от държавната политика в редица страни по света. Дигиталната грамотност, критичното мислене, прозрачността на алгоритмите и етичното приложение на GenAI се регламентират като водещи принципи на обучението в настъпващата „ера на изкуствения интелект“, където технологията трябва да стане подпомагащ, а не заместващ обучителя инструмент. Въпреки че големите компании за изкуствен интелект активно[5] се опитват да навлязат в сферата на образованието, обществото, учителите и изследователите все още са разделени в мненията си дали GenAI технологиите помагат или вредят на обучаемите.

[5] Целта на създателите на GenAI системи според нас е по-скоро комерсиална (превръщане на обучаемите и обучителите в дългосрочни потребители), а не толкова алтруистична (безплатно предлагане на големите им езикови модели (Anthropic) или чрез предоставяне на безплатни курсове за учители (OpenAI).

4. **Заключение**

Голяма част от съвременните обучаеми използват генеративни системи с изкуствен интелект не като помощен инструмент, а като заместител на усилията по създаване на идейни проекти и писане на домашни задания, което може да отслаби критичното мислене, способностите за писмено и устно изразяване и решаването на проблеми. Обучителите от друга страна имат теоретична подготовка за приложение на GenAI решения в образователния процес, но им липсват методически сценарии, адаптирани педагогически правила, увереност и време за експериментиране с новите технологии. Иновативните образователни институции са запознати с новостите в областта на изкуствения интелект и активно въвеждат използването на генеративни системи в училищната култура.

Образователните системи все още нямат готови механизми, рамки, подходи и визия за отговор на комплексното предизвикателство на технологията на изкуствения интелект, която променя всичко - от ролята на учителя до начина на оценяване. Държавите по света адаптират GenAI системите като структурна част от своите образователни институции, но под строг контрол – с ясни правила, етични стандарти и обучение както за ученици, така и за учители. Независимо от постоянно увеличаващият се брой такива инициативи обаче големият въпрос как правилно да се оцени работата на обучаемите във време, в което е много лесно да се използват инструмент с изкуствен интелект за писане на учебни задания вместо тях, остава нерешен.

Използвани източници

Александров, А. (2026, Април 24). Директори: Да се назначи дигитален лидер във всяко българско училище. (Х. Николов, Интервюиращ) Bloomberg TV Bulgaria. Изтеглено на 20 Юли, 2026

БАСКОМ. (30 Юни 2026 г.). *Изследване на готовността на българските училища за внедряване на изкуствен нтелект (октомври 2025 г. - март 2026 г).* Извлечено от https://basscom.org/: https://api.basscom.org/uploads/BASSCOM_AI_Readiness_11ab47f0f3.pdf

Народно събрание на Република България. (8 Октомври 2025 г.). *Законопроект за използването и развитието на изкуствения интелект.* Изтеглено на 3 Юли 2026 г. от https://www.parliament.bg: https://www.parliament.bg/bg/bills/ID/166661

Ruxshona, M., & Holikova, L. F. (2026). The role of artificial intelligence in education system. *Инновационные методики в обучении иностранным*

языкам: глобальные тенденции и опыт университетов шёлкового пути, 1, 1212-1217. doi:10.24412/cl-37493-2026-1-1212-1217

Shen, H. (2026). Bidirectional human – AI alignment in education for trustworthy learning environments. In *Artificial intelligence in education - creating an equitable, creative, and effective learning Environment* (p. 596). IntechOpen. doi:10.5772/intechopen.1008616

Shepherd, N. J. (2026). Artificial intelligence in education: A mixed-methods case study of AI-mediated adaptive teaching using large language models. *International Social Sciences and Education Journal, 4*(2), pp. 17-27. doi:10.61424/issej.v4i2.766

TechNews.bg. (7 Юни 2026 г.). *Ученици си организират залагания на промптове в час*. Изтеглено на 17 Юли 2026 г. от https://technews.bg/: https://technews.bg/article-179029.html

UNESCO. (2023, September). *Guidance for generative AI in education and research.* doi:10.54675/EWZM9535

UNESCO. (2024). *AI competency framework for students.* doi:10.54675/JKJB9835

UNESCO. (2024). *AI competency framework for teachers.* doi:10.54675/ZJTE2084

ИНФОРМАЦИОННА СТОЙНОСТ НА МЕТАДАННИТЕ НА БЪЛГАРСКИТЕ НОВИНАРСКИ КАНАЛИ В YOUTUBE

доц. д-р Пламен Милев[1]
гл.ас. д-р Явор Табов[2]

Резюме: *Докладът представя емпирични резултати от научно изследване, фокусирано върху анализ на текстовите описания на български новинарски видеа в YouTube. Проверява се как алгоритмичната логика на платформата влияе върху езиковия регистър на метаданните. Анализиран е корпус от 88 494 видеа на единадесет медии за двадесет и четири месеца чрез методи за обработка на естествен език. Тествани са хипотезата за синтактично опростяване и допускането за превръщането на описанията от информативен текст в набор от ключови думи. Резултатите илюстрират специфична дигитална динамика при трансформацията на медийното съдържание.*

Ключови думи: *метаданни, платформизация, икономика на вниманието, YouTube, обработка на естествен език*

JEL: D83, L82, L86

INFORMATIONAL VALUE OF METADATA IN BULGARIAN NEWS CHANNELS ON YOUTUBE

Assoc. Prof. Dr. Plamen Milev
Ch. Assist. Prof. Dr. Yavor Tabov

Abstract: *The paper reports empirical results from a study of the text descriptions accompanying Bulgarian news videos on YouTube, examining how the platform's algorithmic logic shapes the linguistic register of metadata. A corpus of 88,494 videos from eleven outlets over twenty-four months is analyzed with natural language processing methods. Two prior expectations are tested: syntactic simplification of descriptions and their transformation from informative text into keyword sets. The results illustrate a specific digital dynamic in the transformation of media content.*

Key words: *metadata, platformization, attention economy, YouTube, natural language processing*

JEL: D83, L82, L86

1. Въведение

Всяко видео, публикувано в YouTube, носи текстово описание. Интерфейсът показва от него два-три реда и скрива останалото зад бутон, който малко потребители натискат. Полето обаче се чете изцяло от системата за препоръчване, от търсачката на платформата и все по-често от външни модели, които обхождат мрежата. То е рядък случай на публичен текст, чийто ос-

[1] pmilev@unwe.bg, Университет за национално и световно стопанство – София
[2] jtabov@unwe.bg, Университет за национално и световно стопанство – София

новен адресат не е човек. Изследванията на новинарското съдържание в платформена среда се съсредоточават върху заглавието и по-специално върху подмамващите му форми, емоционалния му регистър и съответствието му с новинарските ценности. Това е обяснимо, защото обичайно заглавието е онова, което читателят вижда. Описанието остава извън обхвата им, макар че именно то е полето, в което създателите на съдържание говорят с алгоритъма. Настоящият доклад описва състоянието на това поле в българската новинарска среда и проверява две предварителни очаквания за него, а именно, че описанията се опростяват и че функцията им се поема от ключови думи. Емпиричната база обхваща 88 494 видеа на единадесет канала за периода от началото на месец юли 2024 г. до края на месец юни 2026 г.

2. Метаданните като поле, адресирано към машина

В среда на изобилно съдържание оскъдният ресурс е вниманието, а не информацията (Davenport & Beck, 2001). За медийната организация от това следва, че конкуренцията се води не за съдържание, а за позиция в потока на потребителя, а позицията се разпределя от посредник, чиито правила организацията не контролира (Meyer et al., 2024). Литературата за платформизацията описва какво прави това с продукта. Културната стока става условна и модулна. Тя се произвежда във вид, който подлежи на преработване според изискванията на всяка платформа, през която ще мине (Nieborg & Poell, 2018). Решенията, които определят видимостта, са вътрешни за посредника и остават скрити за онези, които зависят от тях (Gillespie, 2018). O'Reilly, Strauss и Mazzucato (2024) описват произтичащата позиция на платформата като рента върху разпределението на вниманието. В българската научна литература темата е разработена откъм стопанските ефекти на платформите (Върбанов, 2015), откъм отношението между алгоритмичното разпределение и конкурентния идеал (Тодоров, 2020), както и откъм платформизацията на журналистиката и трансформацията на медийните бизнес модели (Тодоров, 2025).

Приспособяването към платформата не се изчерпва с формата на самото съдържание. То обхваща и слоя около него, което включва полетата, които съществуват, за да бъдат прочетени от програма, а не от човек. Идеята за такъв слой датира от времето на концепцията за уеб на семантичните данни (Berners-Lee et al., 2001), а стандартите, които я осъществяват на практика, са част от всекидневната инфраструктура на публикуването (The Open Graph protocol, 2014). Съществената особеност на този слой е, че адресатите му са разделени. Заглавието се чете и от човека, и от машината. То е видимо в интерфейса и същевременно е първият вход на класификатора. Описанието е практически едностранно, защото интерфейсът го показва отчасти, а читателят рядко го разгръща. Следователно решението как да се попълни описанието е решение, взето заради машината, а състоянието на полето отразява отношението на организацията към машината, а не

към публиката. Именно затова описанието е по-подходящ обект от заглавието, когато въпросът е за алгоритмичното влияние върху езиковия регистър. Заглавието носи два натиска едновременно и промените в него са неразличими по източник, докато описанието носи един.

Изследването тръгва от две предварителни очаквания, всяко от които подлежи на потвърждение или отхвърляне от данните. Първо: описанията се опростяват като стават по-къси и по-слабо свързани синтактично, приближавайки се до изброяване. Второ: съкращаването се съпровожда от пренос на функцията към полето с ключови думи (етикетите), с което двете полета се превръщат в взаимосвързани.

3. Данни и метод

Емпиричната база е част от корпус с по-широк обхват, събиран за нуждите на изследване в контекста на икономиката на вниманието в българската дигитална среда. Използваният тук разрез включва единадесет новинарски канала в YouTube за периода от началото на месец юли 2024 г. до края на месец юни 2026 г.: 88 494 видеа, от които 87 998 (99.4%) с извлечено описание и 85 570 с непразно описание. Липсващите 496 съответстват на видеа, изтрити, скрити или частни към момента на извличането, с което делът им представлява 0.6% и не се струпва системно при отделни медии. Избраните източници покриват четирите институционални типа, което включва обществени и частни телевизии, радио, вестник и информационни агенции. Описанията и етикетите са извлечени през YouTube Data API v3 (Google LLC, 2026), метод „videos.list“ с част „snippet“ без привилегирован достъп. Етикетите се пазят като отделно поле, а не като част от описанието. Разграничението е съществено за второто очакване, а именно: ако описанието се изпразва, докато етикетите поемат ключовите думи, това е пренос между полета, а не опростяване на текста. Сливането им би направило очакването непроверимо в този смисъл. Таблица 1 описва използваните за целите на доклада мерки.

Таблица 1. Използвани мерки

Вид	Определение
Дължина	Брой словоформи в описанието. Разпределенията се смятат само върху непразните описания: медиана върху съвкупност с нули смесва обема на написаното с честотата на мълчанието.
Дял уникални	Брой различни низове, отнесен към броя непразни описания на медията. Показва дали полето носи информация за отделната единица.
Шаблонен ред	Ред, който се среща в над 5% от непразните описания на медията, броен веднъж на видео независимо от повторенията в него.
Дял изцяло шаблонни	Дял на описанията, при които всеки непразен ред е шаблонен.
Етикети	Брой стойности в полето „tags“. Полето е публично достъпно през програмния интерфейс, но не се показва в потребителския интерфейс.

Източник: съставена от авторите

Прагът от 5% за шаблонния ред е решение на изследването, а не общоприета стойност. Резултатите не зависят чувствително от него. При основните случаи шаблонните редове се срещат при над 90% от описанията на съответната медия, с което може да се каже, че отстоят далеч от прага.

4. Резултати

Първото, което показва корпусът, е че „описание на новинарско видео“ не назовава един тип текст. Медианата на дължината се различава дванадесет кратно между единадесетте медии, като започва от 16 думи при bTV и достига до 196 при БТА. Разликата не е градация в рамките на един жанр. Тя разделя медиите, които пишат текст за конкретното видео, от онези, които просто попълват поле. Показателят, който прави разделението видимо, е делът на уникалните описания. При БГНЕС и БНР той е практически единица, защото всяко видео носи собствено описание. При bTV е 0.13, което означава, че осем от всеки девет видеа споделят низ, написан не за тях. Таблица 2 представя профила на описанието на медиите, които са изследвани.

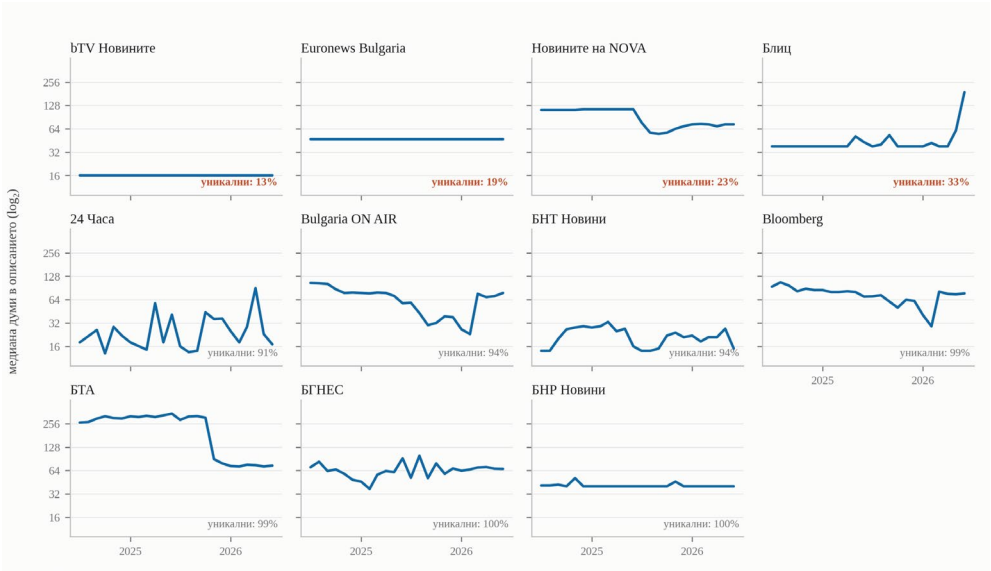
Таблица 2. Профил на описанието по медии, подредено по дял уникални описания, където дължината се смята само върху непразните описания

Медия	Непразни	Мед. думи	Дял уникални	Изцяло шаблонни	Шаблонни знаци	Ср. етикети
bTV	7 165	16	0.13	0.86	0.88	5.0
Euronews Bulgaria	13 372	47	0.19	0.81	0.91	6.0
Новините на NOVA	11 587	100	0.23	0.60	0.89	19.9
Blitz News	1 561	38	0.33	0.60	0.75	15.8
24 Часа	360	24	0.91	0.00	0.09	0.9
БНТ	14 398	22	0.94	0.00	0.00	3.1
Bulgaria ON AIR	10 529	71	0.94	0.01	0.05	0.03
БТА	14 652	196	0.99	0.00	0.02	6.0
Bloomberg TV Bulgaria	5 486	78	0.99	0.00	0.01	0.00
БГНЕС	4 675	65	1.00	0.00	0.00	2.0
Новините на БНР	1 785	40	1.00	0.00	0.60	12.7

Източник: съставена от авторите

Фигура 1 показва данните от таблицата през времето, с което се илюстрира, че „плоска серия“ означава две различни неща. При Euronews

Bulgaria и bTV линията е права, защото описанието е една и съща константа през всичките двадесет и четири месеца. При БГНЕС и БНР серията също е равна, но зад нея стоят хиляди различни текста, чиято средна дължина просто не се променя. Първото е отсъствие на решение за конкретното видео, а второто е устойчиво редакционно поведение.



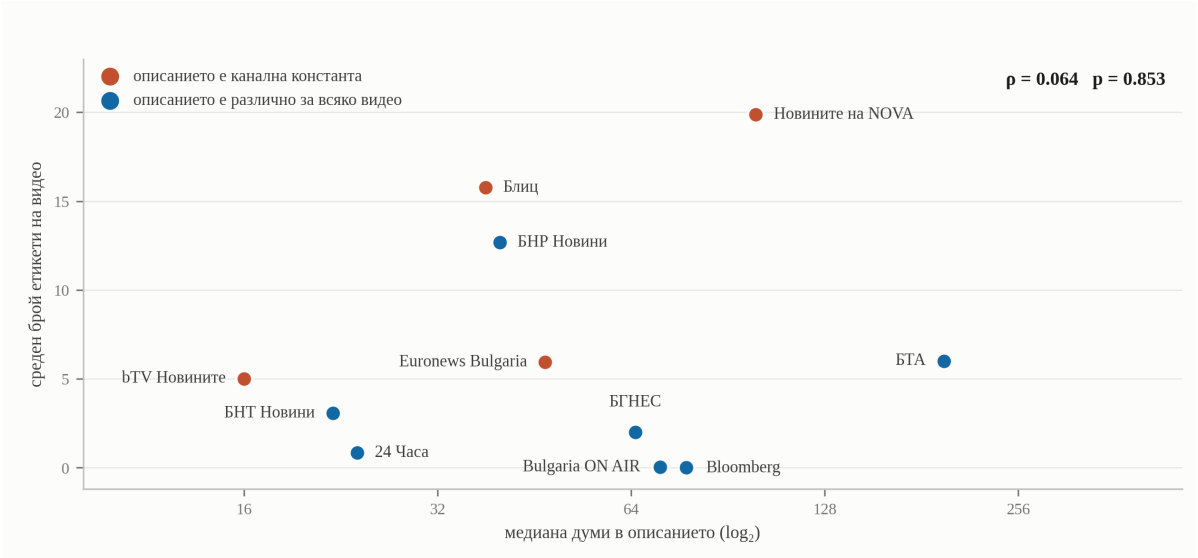
Фигура. 1. Медиана на дължината на описанието по месеци, подредено по дял уникални описания
Източник: съставена от авторите

Трябва да обърнем внимание на факта, че панелът на 24 Часа е съставен от малко наблюдения, защото медията публикува средно осемнадесет видеа месечно и колебанията в него са шум от извадката, а не поведение. Това е единствената от медиите, която е с под хиляда наблюдения за изследвания период.

При bTV 86.4% от всичките 7 165 видеа носят буквално един и същ низ. При Euronews Bulgaria делът е 79.3%, докато при Блиц той е 50.4%. Мярката за шаблонност дава същия резултат по независим път. Делът на описанията, при които всеки непразен ред е шаблонен, достига 86.4% при bTV, 80.7% при Euronews, 60.1% при Новините на NOVA и 60.0% при Блиц срещу нула при БТА, БНТ, БГНЕС и Bloomberg. Съдържанието на тези константи е еднообразно и лесно разпознаваемо. При Euronews Bulgaria девет реда се повтарят при 99.4% от видеата и представляват адрес на сайта и връзки към Viber, Facebook, Telegram, Twitter, LinkedIn и TikTok. При bTV два реда покриват 95%, като при тях става дума за ред с хаштагове и ред с две връзки. Полето формално съществува и формално е попълнено, но е престанало да носи каквато и да е информация за конкретното видео. Междинният случай заслужава отделно отбелязване, защото показва, че признакът е степенуван, а не двоичен. При БНР всяко описание

е уникално и нито едно не е изцяло шаблонно, но 60% от знаците в средното описание идват от постоянния блок. Медията пише за конкретното видео, само че написаното заема по-малко място от стандартния допълнителен текст. Оттук следва и уточнението към първото очакване. Опростяване се наблюдава, но дестинацията му не е онази, която очаквахме. Съкратеното описание не се изражда в изброяване на ключови думи. То се заменя с постоянен блок от връзки и покана за абонамент. Онова, което се променя, не е граматическият тип на текста, а неговият адрес. Описанието престава да бъде писано за конкретното видео.

Второто очакване е, че функцията на съкратеното описание се поема от друго поле. YouTube предоставя такова, а именно етикетите, които интерфейсът не показва, но програмният интерфейс връща публично. Ако преносът е налице, медиите с кратки описания би трябвало да поддържат повече етикети. Данните не го потвърждават. Корелацията между медианата на дължината на описанието и средния брой етикети при единадесетте медии е практически нулева и не е статистически значима (коефициент на корелация на Спирман $\rho = 0.064$ при $p = 0.853$ и праг на статистическа значимост $\alpha = 0.05$). Следователно не се установява статистически значима връзка между дължината на описанията и броя на използваните етикети при разглежданите единадесет медии. Двата крайни случая го показват най-ясно. Bloomberg и Bulgaria ON AIR пишат сред най-дългите описания в корпуса и не използват етикети изобщо, като стойностите са съответно 0.00 и 0.03 средно на видео. Новините на NOVA поддържат средно 19.9 етикета при описание с медиана 100 думи. Фигура 2 илюстрира тези зависимости.



Фигура. 2. Медиана на дължината на описанието и среден брой етикети по медии

Източник: съставена от авторите

Текстовото поле и полето с ключови думи следователно са две независими решения, а не са взаимосвързани, каквото беше предварителното очакване.

5. Заключение

Основният извод от изследването е разграничението между наличието на информация и реална информативност (информационна стойност). При bTV описанието е попълнено при 100% от видеата и всяка проверка за пълнота на данните минава без забележка, но същевременно 86% от видеата носят един и същ низ, а 88% от знаците в средното описание идват от постоянен блок. Полето е налично и валидно, но празно от информация. Това е състояние, което формалните контроли не засичат, защото не го търсят. Диагностичната мярка за него е делът на уникалните стойности, а не делът на попълнените. Изводът е приложим и извън медийния сектор. Всяка организация, която достига клиента си през чужд алгоритъм, попълва полета, адресирани към него (продуктови описания, категории, ключови думи, алтернативен текст на изображения и др.). Мерките, използвани тук, не изискват нищо повече от публично достъпен интерфейс и стандартна обработка на текст, и отговарят на въпрос, който проверките за пълнота не задават, а именно дали полето носи информация за единицата, която описва.

Естественото продължение на изследователската работа е вече започнато и е предмет на последващи публикации. При част от медиите профилът на описанието се променя не постепенно, а с рязък преход, който подлежи на датиране, а в един случай преходът е синхронен между две медии с общ собственик. Отношението на тези промени към полученото внимание остава открит въпрос.

Публикацията съдържа резултати от изследване, финансирано със средства от целева субсидия за НИД на УНСС по договор № НИД НИ-26/2026/Б.

Използвани източници

Върбанов, Р. (2015). Бизнес потенциалът на социалните медийни платформи. *Икономика 21*, (2), 3–36.

Тодоров, А. (2020). Алгоритмите и конкурентният идеал. В *Икономическа наука, образование и реална икономика* (Т. 2, с. 147–158). Наука и икономика, Икономически университет – Варна.

Тодоров, И. (2025). Платформизацията на журналистиката и конвергентните редакционни практики в дигиталната среда. В

Трансформации и конвергентни модели на журналистика (с. 219–229). Софийски университет „Св. Климент Охридски“.
Berners-Lee, T., Hendler, J., & Lassila, O. (2001). The Semantic Web. *Scientific American, 284*(5), 34–43. https://doi.org/10.1038/scientificamerican0501-34
Davenport, T. H., & Beck, J. C. (2001). The attention economy. *Ubiquity, 2001*(May). https://doi.org/10.1145/375348.376626
Gillespie, T. (2018). *Custodians of the Internet: Platforms, content moderation, and the hidden decisions that shape social media*. Yale University Press.
Google LLC. (2026). *YouTube Data API (v3)*. https://developers.google.com/youtube/v3
Meyer, T., Kerkhof, A., Cennamo, C., & Kretschmer, T. (2024). Competing for attention on digital platforms: The case of news outlets. *Strategic Management Journal, 45*(9), 1731–1790. https://doi.org/10.1002/smj.3600
Nieborg, D. B., & Poell, T. (2018). The platformization of cultural production: Theorizing the contingent cultural commodity. *New Media & Society, 20*(11), 4275–4292. https://doi.org/10.1177/1461444818769694
O'Reilly, T., Strauss, I., & Mazzucato, M. (2024). Algorithmic attention rents: A theory of digital platform market power. *Data & Policy, 6*, e6. https://doi.org/10.1017/dap.2024.1
The Open Graph protocol. (2014). https://ogp.me/

ПОСТКВАНТОВА КРИПТОГРАФИЯ В ЕЛЕКТРОННИТЕ ТРАНСАКЦИИ И БИЗНЕС КОМУНИКАЦИИТЕ

гл. ас. д-р Ангелин Лалев[1]

Резюме: *През 2024 година NIST публикува стандартите FIPS 203, 204 и 205, които описват ML-KEM (CRYSTALS-Kyber), ML-DSA (CRYSTALS-Dilithium) и SLH-DSA (SPHINCS+). С този процес разработката и стандартизирането на първото поколение постквантови криптографски алгоритми и протоколи премина към етап на внедряване в държавните институции и бизнес организациите от Европа и САЩ. В настоящия доклад се разглеждат основните технически промени и евентуалните засегнати решения за електронна търговия и електронни разплащания.*

Ключови думи: *постквантова криптография, ML-KEM, ML-DSA, SLH-DSA*
JEL: M15, L81, G20

POST-QUANTUM CRYPTOGRAPHY IN ELECTRONIC TRANSACTIONS AND BUSINESS COMMUNICATIONS

assist. prof. Angelin Lalev[2]**, PhD**

Abstract: *In 2024 NIST published the FIPS 203, 204 and 205 standards which specify ML-KEM (CRYSTALS-Kyber), ML-DSA (CRYSTALS-Dilithium) and SLH-DSA (SPHINCS+). With this the development of first generation post-quantum algorithms came to an end, and the protocols entered implementation phase in the government institutions and the business organizations in Europe and USA. Current paper discusses the main technical changes and the eventual impact on electronic transactions and online trade.*

Key words*: postquantum cryptography, ML-KEM, ML-DSA, SLH-DSA*
JEL: M15, L81, G20

1. Въведение

Електронната търговия и онлайн разплащанията в Интернет станаха възможни в настоящия си огромен обем само поради наличието на надеждни алгоритми, които да осигурят асиметрична криптографска защита и управление на свързаните с нея ключове.

От 90-те години на миналия век обаче е ясно (Shor, 1997), че работещ квантов компютър с нужните параметри ще може да атакува почти всички масово използвани схеми за асиметрична криптография, включително RSA, DSA и ECDSA. Това не беше особено притеснително, тъй като поради редица инженерно-технически предизвикателства, свързани с управлението на квантовите взаимодействия между елементарните частици,

[1] a.lalev@uni-svishtov.bg, СА „Д.А.Ценов“ – Свищов
[2] a.lalev@uni-svishtov.bg, D.A.Tsenov Academy, Svishtov, Bulgaria

квантовите компютри оставаха непроверена теория. В последните години прогресът в областта чувствително се ускори и вече имаме работещи компютри с все по-добри параметри. Това провокира криптографската общност бързо да потърси замяна на RSA, DSA и ECDSA.

Резултатът бе появата на схемите ML-KEM и ML-DSA. Криптографската общност също стандартизира „резервна“, не особено изчислително ефективна схема, която работи на базата на криптографски хеш функции – SLH-DSA.

Наличието на тези нови схеми поставя държавните институции и бизнес организациите пред сериозни дилеми. Криптографските схеми не касаят само подсигуряването на комуникационните канали, но всъщност са залегнали много по-дълбоко в имплементацията на софтуера и приложните интерфейси за оторизация на банкови карти, банкови трансакции, както и в бизнес-протоколите за обработка на трансакции и инфраструктурата за квалифициран ел. подпис. Пълната подмяна на тази инфраструктура ще е скъпа и бавна и до голяма степен неоправдана, ако не бъдат разработени достатъчно мощни квантови компютри.

На този фон проблемите за квантовите изчисления, предвиждането на техния прогрес, както и на негативните последствия от този прогрес върху информационната инфраструктура за бизнеса остават опасно далеч от специалистите които ще трябва да решат кога и как да проведат миграцията.

Настоящият доклад прави опит да обобщи основните теоретични факти подходи и да даде някои съвсем основни насоки за това къде трябва да се търсят проблемите и как трябва да се подходи към оценяване на опасността от появата на квантови компютри.

2. Квантови атаки срещу съществуващите схеми за асиметрична криптография

Най-сериозната атака срещу асиметричните криптографски схеми без съмнение е алгоритъмът на Шор (Shor, 1997). Въпреки че той засяга едновременно сигурността на DSA, ECDSA и RSA, неговата най-директна илюстрация е върху RSA, която разчита на невъзможността за разлагане на произведението на две големи прости числа.

Ако това произведение N има дължина от порядъка на няколко хиляди двоични цифри, не съществуват алгоритми за конвенционални електронни компютри, които да извършат ефективно това действие. Най-ефективният такъв има сложност $e^{(1.932+o(1))(lnN)^{\frac{1}{3}}(lnlnN)^{\frac{2}{3}}}$, т.е. далеч над полиномен клас на сложност (Buhler, Lenstra, & Pomerance, 1993).

Алгоритъмът на Шор атакува проблема в следните стъпки:

Стъпка 1 (изпълнявана на конвенционален компютър):

Като подготовка за алгоритъма може да се провери дали числото е четно, което може да се направи просто чрез проверка на най-младшия бит. Ако N е четно, то е открит множител, равен на две и алгоритъмът може да бъде рестартиран с $\frac{N}{2}$. За следващите стъпки може да се приеме, че N е нечетно.

Стъпка 2 (изпълнявана на конвенционален компютър):

Ако N има вида $N = p^k$ това може да се провери много бързо с $\log_2 N$ директни проверки. За целта се изчислява вторият, третият и т.н. корен, докато се получи стойност по-малка от 2. При достигане на тази стойност процедурата приключва, тъй като 2 е най-малкото просто число. За изчисляване на корените има много ефективни алгоритми, а дори за 4096 битово число N например, тези алгоритми трябва да се извикат максимално 4096 пъти.

Ето защо за следващите стъпки на алгоритъма може да се приеме, че N е произведение от поне две различни прости числа, които могат да се повтарят или да не се повтарят в ролята на множители. Т.е.

$$N = p_1^{e_1} p_2^{e_2} \dots p_t^{e_t}, t \geq 2, p_i \neq p_j \text{ за } i \neq j$$

Стъпка 3 (изпълнявана на конвенционален компютър):

Избира се случайно число a, $2 \leq a < N$ и се проверява дали a и N са взаимно прости чрез изчисляването на най-големия общ делител $\gcd(a, N)$ по алгоритъма на Евклид. Ако такъв делител е намерен, той е множител на N. За по-нататъшното изпълнение на алгоритъма е интересен преобладаващият случай, а именно $\gcd(a, N) = 1$, т.е. a и N са взаимно прости.

Това означава, че a се съдържа в мултипликативната група на целите числа по модул N (обозначавана като $(Z/NZ)^{\times}$) и следователно има обратен елемент a^{-1}, такъв, че $aa^{-1} \equiv 1\ (mod\ N)$. Тъй като тази група е крайна, това означава, че съществува най-малко цяло положително число r за което $a^r \equiv 1\ (mod\ N)$.

Стъпка 4 (изпълнявана на квантов компютър):

Подготвя се квантов регистър, който да съдържа началното състояние на алгоритъма. Дължината на този регистър е $3n$ кубита, като $n = \lceil \log_2 N \rceil$ е броят на битовете, необходими за представяне на N. Регистърът е логически разделен на две части, като първата част от него се инициализира с базово[3] състояние $|0\rangle_{2n}$. Втората част от него се инициализира с базовото състояние $|1\rangle_n$, Т.е.

$$|\Psi_1\rangle = |0\rangle_{2n}|1\rangle_n = |0\rangle^{\otimes 2n} \otimes |0\rangle^{\otimes (n-1)} \otimes |1\rangle$$

[3] Ние възприемаме известно отклонение от стандартизираната нотация на Дирак, като с $|x\rangle_n$ обозначаваме базов вектор, представен с десетично вместо с двоично число. Индексът n в този случай подсказва дължината на регистъра в битове. Разбира се, това отговаря на базов вектор с размерност 2^n.

Първата част от регистъра се поставя в състояние на равна суперпозиция с помощта на шлюзове на Адамар, приложени към всеки отделен бит. Резултатното квантово състояние е:

$$|\Psi_2\rangle = \frac{1}{\sqrt{2^{2n}}} \sum_{x=0}^{2^{2n}-1} |x\rangle_{2n}|1\rangle_n$$

Стъпка 5 (изпълнявана на квантов компютър):

Прилага се функцията $a^x \ (mod\ N)$ върху квантовия регистър, което дава ново състояние:

$$|\Psi_3\rangle = \frac{1}{\sqrt{2^{2n}}} \sum_{x=0}^{2^{2n}-1} |x\rangle_{2n}|a^x \ (mod\ N)\rangle_n$$

В това състояние всеки възможен базов вектор x за първата част от регистъра, интерпретиран като десетично число, е обвързан със стойността $a^x \ (mod\ N)$. Нещо повече, тъй като имаме аритметика по модул, функцията $a^x \ (mod\ N)$ има период r, през който стойностите се повтарят. Този период обаче не може да бъде изчетен, директно, тъй като измерването на квантовото състояние връща с равна вероятност само един от базовите вектори. За да се заобиколи това ограничение, се използва обратна квантова трансформация на Фурие, която най-лесно може да бъде описана по базови вектори. Ако $|x\rangle_m$ е m-битов базов вектор, а $F_m^\dagger$ е матрицата на обратната трансформация на Фурие

$$F_m^\dagger|x\rangle_m = \frac{1}{\sqrt{2^m}} \sum_{k=0}^{2^m-1} \omega^{-xk} \ |k\rangle_m$$

като $\omega = e^{\frac{2\pi i}{2m}}$.

Поради периодичността с период r, при прилагането на трансформацията, амплитудата на базов вектор k съдържа геометрична прогресия с коефициент $e^{-\frac{2\pi irk}{2^{2n}}}$. Когато rk не е близо до $l2^{2n}$ членовете на тази прогресия имат различни фази и взаимно се компенсират. Когато $rk \approx l2^{2n}$, (l=0,1,2…), членовете се сумират конструктивно. Това позволява измерването да даде с голяма вероятност стойности k, за които $\frac{k}{2^{2n}} \approx \frac{l}{r}$. Това на свой ред позволява r да се извлече чрез разлагане в непрекъсната дроб.

Стъпка 6. (Изпълнява се на конвенционален компютър)

Ако получената стойност за r е нечетна, тя не може да се използва и алгоритъмът трябва да започне от стъпка 3 с друг избор за a. Ето защо може да се допусне, че оттук нататък стойностите на r са четни. $a^r \equiv 1 \ (mod\ N)$ следователно $a^r - 1 \equiv 0 \ (mod\ N)$. Лявата страна на сравнението може да бъде разложена. $a^r - 1 = \left(a^{\frac{r}{2}} + 1\right)\left(a^{\frac{r}{2}} - 1\right) \equiv 0 \ (mod\ N)$. Това значи обаче, че N дели точно $(a^{\frac{r}{2}} - 1)(a^{\frac{r}{2}} + 1)$. N не може да дели точно

$(a^{\frac{r}{2}} - 1)$, тъй като тогава периодът на елемента a щеше да бъде $\frac{r}{2}$ вместо r. Остава възможността множителите на N да са разпределени между $(a^{\frac{r}{2}} - 1)(a^{\frac{r}{2}} + 1)$ или пък N да дели точно $(a^{\frac{r}{2}} + 1)$. При втория случай не може да бъде извлечен не-тривиален множител и процесът трябва да започне наново от стъпка 3 с друга стойност за a. Ако множителите са разпределени, $\gcd(N, a^{\frac{r}{2}} - 1)$ ще произведе нетривиален множител на N, което приключва алгоритъма.

3. Ефект върху инфраструктурата на бизнес-информационните системи

Евентуалната поява на квантов компютър, способен да изпълни алгоритъма на Шор, представлява пряка заплаха за на практика всички широко използвани асиметрични криптографски схеми както е показано в табл. 1.

Таблица 1. Засегнати асиметрични криптографски схеми

Схема	Труден проблем в основата на схемата	Ниво на засягане
RSA (шифриране и подписване)	Разлагане на цели числа	Пълен пробив
Diffie-Hellman обмен	Дискретен логаритъм	Пълен пробив
DSA	Дискретен логаритъм	Пълен пробив
ElGamal (шифриране и подписване)	Дискретен логаритъм	Пълен пробив
Elliptic Curve Diffie Hellman обмен	Дискретен логаритъм върху елиптична крива	Пълен пробив
Elliptic Curve DSA	Дискретен логаритъм върху елиптична крива	Пълен пробив
Ed25519/Ed448/EdDSA	Дискретен логаритъм върху елиптична крива	Пълен пробив
Schnorr (електронен подпис)	Дискретен логаритъм	Пълен пробив
BLS (електронен подпис)	Дискретен логаритъм в групи с билинейно сдвояване	Пълен пробив
Paillier	Проблеми за разлагане	Пълен пробив

Споменатите схеми са в основата на всички протоколи и библиотеки за комуникационна сигурност, но импактът на евентуалната поява на квантови компютри засяга не само комуникационната инфраструктура, върху която работят бизнес приложенията, но и много бизнес протоколи и решения, които използват криптография „органично“ за постигане на оторизация, удостоверяване и поверителност. Някои от тях са изброени в табл.2.

Таблица 2. Засегнати протоколи и решения

Протокол/решение	Област на приложение
X.509	Инфраструктура за публични ключове, използвана при квалиф. и неквалиф. електронен подпис.
JWT, OAuth 2.0	Токъни за оторизация, използвани при огромен брой API интерфейси на разпределени системи
SAML	Обмен на информация за оторизация и удостоверение
Bitcoin,Ethereum,Solana	Блокчейн
Карти с EMV чип	Кредитни и дебитни карти
3D Secure	Кредитни и дебитни карти
SWIFT PKI	Инфраструктура за публични ключове на системата за банкови телеграфни съобщения SWIFT
SecureBoot, подписване на приложения и пакетни хранилища	Хардуерна защита
PKCS#12	Инфраструктура за публични ключове, формат на данни, използван при квалиф. и неквалиф. електронен подпис.
Опашки за съобщения	Интеграция на микроуслуги (засегнати в частта на подписване и оторизация на съобщенията)
WPA-2, WPA-3	Безжични мрежи – засегнати частично при избор на конкретен метод за EAP

4. Предложени решения

Както бе демонстрирано в таблица 1, голямото множество схеми за асиметрична криптография разчитат на различни версии на само два подлежащи проблема – трудностите при разлагане на големи числа на прости множители и трудностите при изчисляване на дискретен логаритъм. И двата проблема са решими на квантов компютър с модификации на алгоритъма на Шор. Решението, предложено от криптографската общност, са вариации на трети проблем, който идва от областта на линейната алгебра и теорията на числата. Този проблем е известен като „учене с грешки“ (Learning with Errors или съкратено LWE). Същността на проблема е невъзможността за ефективно решаване на свръх определена система от сравнения по модул (Regev, 2005).

За да се формира таен ключ от LWE проблема трябва да се генерира таен вектор $\boldsymbol{s} \in \mathbb{Z}_q^n$, случайна матрица $A \in \mathbb{Z}_q^{m \times n}$ $(m > n)$ и малък вектор на грешката $\boldsymbol{e} \in \mathbb{Z}^m$ генериран от дискретно разпределение на Гаус. На тази база се изчислява $\boldsymbol{b} = A\boldsymbol{s} + \boldsymbol{e}\ (mod\ q)$. Това на практика генерира свръхопределена линейна система от сравнения по модул q, която обаче съдържа неточности/грешки. Въпреки че за модул q на практика се избира просто число, което генерира познати от линейната алгебра свойства на системата, комбинацията и грешките гарантират, че системата не може да се реши чрез Гаусова елиминация или техники на база най-малки квадрати, които биха работили в Евклидови пространства.

Публичният ключ тогава представлява наредената двойка $(A, \boldsymbol{b})$, т.е. описанието на тази система, докато векторът $\boldsymbol{s}$ представлява тайният ключ. За да се предаде съобщение $\mu \in \{0,1\}$, изпращащата страна генерира случаен двоичен вектор $\boldsymbol{r} \in \{0,1\}^m$ и изчислява $\boldsymbol{u} = A^T\boldsymbol{r}\ (mod\ q)$ и $v = \boldsymbol{b}^T\boldsymbol{r} + \mu\left\lfloor\frac{q}{2}\right\rfloor$. Шифротекстът на съобщението е наредената двойка $c = (\boldsymbol{u}, v)$

Получателят на съобщението (притежателят на частния ключ) изчислява с помощта на $\boldsymbol{s}$ количеството:

$$d = v - \boldsymbol{s}^T\boldsymbol{u}\ \ (mod\ q)$$

Това количество има интересни свойства. Ако заместим $\boldsymbol{u}$ и v с формулите, от които са получени (показани по-горе):

$$d = \boldsymbol{b}^T\boldsymbol{r} + \mu\frac{q}{2} - \boldsymbol{s}^T A^T\boldsymbol{r} = (A\boldsymbol{s} + \boldsymbol{e})^T r + \mu\frac{q}{2} - \boldsymbol{s}^T A^T\boldsymbol{r} =$$
$$= \boldsymbol{s}^T A^T\boldsymbol{r} + \boldsymbol{e}^T\boldsymbol{r} + \mu\frac{q}{2} - \boldsymbol{s}^T A^T\boldsymbol{r} = \boldsymbol{e}^T\boldsymbol{r} + \mu\frac{q}{2}$$

Видно е, че d е сума от малка стойност $\boldsymbol{e}^T\boldsymbol{r}$ и $\mu\frac{q}{2}$. Тогава ако $\mu = 1$, стойността на d е приблизително $\frac{q}{2}$. Ако $\mu = 0$, стойността на d е приблизително 0. За големи стойности на q, каквито се използват на практика, това е съществена разлика и тя подсказа на получателя с голяма сигурност дали е изпратено 1 или 0.

Схемата, разбира се, може лесно да бъде разширена до съобщения от повече битове, но за съжаление обемите на ключовете и броят на операциите става твърде голям, което прави схемата изчислително бавна и трудна за реализация в устройства с ограничен изчислителен капацитет. Ето защо в практиката се използва нейна вариация, която е известна като Module-LWE. При тази схема векторът $\boldsymbol{s}$ има елементи от $\mathbb{Z}_q[x]/(x^p + 1)$, т.е. фактор-пръстенът на полиномите с коефициенти от $\mathbb{Z}_q$. Тази алгебрична структура позволява големите $\mathrm{m} \times n$ матрици да бъдат компресирани значително като при това се ускори тяхното умножение чрез теоретико-числена трансформация (NTT).

Заключение

Очертаните факти водят до няколко незабавни заключения. На първо място, необходимият брой логически кубити, които евентуално трябва да бъдат поддържани от квантов компютър, за да атакува успешно алгоритмите на деня трябва да са значително повече от текущите демонстрирани до 70 логически кубита. На този фон може да се прогнозира, че атаките срещу RSA, DSA и ECDSA няма да станат практични в следващите 5 до 10 години. Въпреки това не само държавни, но и финансови, застрахователни и здравни институции разполагат с данни, чиято поверителност трябва да бъде запазена за много по-дълги периоди. Перспективата такива данни да

бъдат записани в транзит днес, а декодирани следващото десетилетие не трябва да бъде подценявана. Ето защо пред тези институции стоят належащи въпроси свързани с миграцията на системите към новите пост-квантови протоколи. Тези въпроси са още по-значими поради факта, че подобни институции по обясними причини се отнасят консервативно към иновации в информационните си системи.

На второ място, квантовите компютри и пост-квантовите алгоритми поставят нови, по-високи изисквания към математическата компетентност на специалистите по информатика. Достатъчно доказателство в тази насока е фактът, че докато класически шлюз може да бъде описан математически с елементарна двоична аритметика, описанието на квантовите такива изисква солидни знания в областта на линейната алгебра и свойствата на комплексните числа. По подобен начин стои въпросът с математическата сложност при прехвърляне на криптографските проблеми от аритметика в числени алгебрични пръстени към аритметиката в полиномни фактор-пръстени. Всичко това налага нови подходи и решения в подготовката на бъдещите ИТ специалисти.

Използвани източници.

Buhler, J. P., Lenstra, H. W., & Pomerance, C. (1993). Factoring integers with the number field sieve. In *The Development of the Number Field Sieve* (Vol. 1554, pp. 50-94). Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag. Retrieved from https://doi.org/10.1007/BFb0091539

Miller, V. S. (1986). Use of Elliptic Curves in Cryptography. *Advances in Cryptology — CRYPTO '85 Proceedings. 218*, pp. 417-426. Springer-Verlag. Retrieved from https://doi.org/10.1007/3-540-39799-X_31

National Institute of Standards and Technology. (2024). *Module-Lattice-Based Digital Signature Standard.* National Institute of Standards and Technology, Gaithersburg, MD. doi:10.6028/NIST.FIPS.204

National Institute of Standards and Technology. (2024). *Module-Lattice-Based Key-Encapsulation Mechanism Standard.* National Institute of Standards and Technology, Gaithersburg, MD. doi:10.6028/NIST.FIPS.203

National Institute of Standards and Technology. (2024). *Stateless Hash-Based Digital Signature Standard.* National Institute of Standards and Technology, Gaithersburg, MD. doi:10.6028/NIST.FIPS.205

Regev, O. (2005). On Lattices, Learning with Errors, Random Linear Codes, and Cryptography. *Proceedings of the 37th Annual ACM Symposium on Theory of Computing (STOC '05)* (pp. 84-93). Association for Computing Machinery. Retrieved from https://doi.org/10.1145/1060590.1060603

Shor, P. W. (1997, 10). Polynomial-Time Algorithms for Prime Factorization and Discrete Logarithms on a Quantum Computer. *SIAM Journal on Computing, 26*(5), 1484-1509. Retrieved from https://doi.org/10.1137/S0097539795293172

ЕСТЕСТВЕНИЯТ ЕЗИК КАТО ИНТЕРФЕЙС ЗА СОФТУЕРНА РАЗРАБОТКА: АПРОБАЦИЯ НА CODEX ПРИ ЗАДАЧИ ЗА ПОДДРЪЖКА

гл. ас. д-р Борис Банков[1]
Цветелина Мошева[2]

Резюме: *Развитието на големите езикови модели променя начина, по който се изпълняват задачи по софтуерна поддръжка. Разработчикът може да формулира желаното поведение на естествен език, а езиковият модел да подпомогне анализа на съществуващ код, планирането, реализацията и проверката на промяната. Целта на научния доклад е да се разгледа тази практика чрез смесено емпирично изследване на реални задачи във вътрешноинституционална информационна система за управление на библиометрични данни. Основен акцент се поставя върху модулната интеграция с публичните програмни интерфейси (API) на Scopus и Web of Science, външни идентификатори, локална симулация на JSON обработка, квоти, транзакционно нормализиране, съпоставяне на заглавия и правила за достъп до данните. Изследването комбинира ретроспективен анализ на потребителски инструкции и тестови резултати с цел успешната експлоатация на уеб базирана система за отчитане на научна дейност. Предложен е систематизиран работен протокол, чрез който да се управлява процеса по софтуерна поддръжка.*

Ключови думи: *vibe coding, Codex, изкуствен интелект, софтуерна поддръжка, Laravel.*

JEL: M15, C45, C88

NATURAL LANGUAGE AS A DEVELOPMENT INTERFACE: AN EMPIRICAL STUDY OF CODEX-SUPPORTED MAINTENANCE TASKS

Chief Assist. Prof, PhD, Boris Bankov
Tsvetelina Mosheva

Abstract: *The development of large language models is changing the way software maintenance tasks are performed. A developer can formulate the desired behavior in natural language, while the language model can assist in the analysis of existing code, planning, implementation, and verification of the change. The goal of this research paper is to examine this practice through a mixed empirical study of real-world tasks in an internal institutional information system for the management of bibliometric data. Particular emphasis is placed on modular integration with the public application programming interfaces (APIs) of Scopus and Web of Science, external identifiers, local simulation of JSON processing, quotas, transactional normalization, title matching, and rules for access to data. The study combines retrospective analysis of conversations and test results with a prospective future deployment of a web based system for research metrics reporting. A systemic development protocol is proposed that can be used to accurately support the development process.*

[1] boris.bankov@ue-varna.bg, Икономически университет – Варна
[2]tsvetelina.mosheva@ue-varna.bg, Икономически университет – Варна

Key words*: vibe coding, Codex, artificial intelligence, software maintenance, Laravel*
JEL: M15, C45, C88

1. Въведение

Големите езикови модели са изключително актуален способ за интерпретиране на човешко-четими команди и тяхното ускорено реализиране в софтуерни решения. Времето за разработка и надграждане е съществено съкратено, като всяка задача може да бъде формулирана като описание на намерение, ограничения и очакван резултат. Моделът разделя текста на отделни сегменти и започва да предлага промени в кода, документацията, тестовете или конфигурацията. След това човекът оценява резултата и при необходимост уточнява задачата.

Този начин на работа се свързва с понятието vibe coding (от англ. ез. vibe – вибрация, емоция), което придобива популярност след неформално описание на Andrej Karpathy през февруари 2025 г. В първоначалната му употреба терминът обозначава подход, при който разработчикът се доверява в значителна степен на генерираното решение, описва желаното поведение, изпълнява резултата и подава обратно наблюдаваните грешки. Публикацията на Karpathy е отправна точка за възникването на термина, но последващите изследвания показват, че практическото му приложение е по-разнообразно. Vibe coding не винаги означава пълно отдалечаване от ръчното писане на код и границите на понятието все още се оформят.

Използването на изкуствения интелект при програмиране поставя въпроси за качеството и проверката на генерирания код. Скоростта е сред основните причини за използване на vibe coding, но наред с нея се срещат проблеми, които са свързани с качеството на резултатите, проверката и възникването на грешки (Fawzy, Tahir, & Blincoe, 2025). Това прави човешката оценка особено важна, когато изкуственият интелект се използва при работа по съществуваща софтуерна система. Потребителите често съобщават за бърз първоначален резултат, но също така за пропуснати тестове, проблеми с поддръжката и зависимост от оценката на самия модел.

Настоящата разработка предлага научно изследване на естествения език като интерфейс за софтуерна поддръжка с помощта на Codex на OpenAI. Казусът разглежда експерименти, проведени при изграждането на университетска система за управление на библиометрични данни за автори, публикации и техните цитати. Използваният модел при опитите е ChatGPT 5.4, като фокусът е върху това как се променя процесът на софтуерна поддръжка, когато разработчикът предоставя контекст, формулира ограничения, проверява решенията и използва модела за итеративно изпълнение на реални задачи.

Основната цел е да се оцени дали естественият език може да служи като ефективен интерфейс при поддръжка на сложен вътрешноинституционален софтуер, без скоростта да бъде разглеждана отделно от качеството и проверимостта. Изследването няма да представя досегашната работа като контролиран експеримент, ако за съответната задача липсват надеждни времеви или сравнителни данни. Ретроспективно наблюдаваните факти ще бъдат отделени от резултатите, които предстои да бъдат измерени.

2. Теоретична рамка

2.1. Vibe coding и AI-подпомогнато програмиране

Vibe coding не е напълно установен научен термин. Той се появява първоначално като описание на практика, при която човекът задава намерение на естествен език, приема значителна част от генерирания код и оценява резултата предимно чрез изпълнение. Затова терминът не трябва автоматично да се използва като синоним на всяка употреба на AI.

Използването на генеративен изкуствен интелект при програмиране започва още преди появата на термина vibe coding. По-ранни изследвания показват, че програмистите използват моделите за генериране на код по различен начин. В един от случаите разработчикът предварително знае какво трябва да реализира и използва изкуствен интелект за ускоряване на работата. В другия предложенията на системата служат за изследване на възможни решения (Barke, James, & Polikarpova, 2023).

Vibe coding се разглежда като промяна в начина, по който намерението на разработчика се превръща в програмен код. Вместо човекът сам да преобразува цялото изискване в точен програмен синтаксис, част от тази работа се поема от генеративния модел, който интерпретира описаната на естествен език цел и предлага конкретно решение (Meske, Hermanns, von der Weiden, Loser, and Berger, 2025). Важна особеност на този начин на работа е, че разработчикът продължава да участва активно в процеса. Той формулира задачата, предоставя необходимия контекст, оценява получения резултат и при необходимост уточнява следващата стъпка (Sapkota, Roumeliotis and Karkee, 2025). Така част от писането на код се заменя с насочване на модела и проверка на предложеното решение.

В наблюдаваните сесии се редуват разговор с модела, преглед на резултата, изпълнение на приложението, тестване и ръчно редактиране (Sarkar & Drosos, 2025). Авторите използват понятието material disengagement, за да опишат постепенното отдалечаване от писането на ко-

да и преминаването към управление на неговото създаване чрез изкуствения интелект. Те описват vibe coding като итеративен процес, при който разработчикът редува формулиране на намерение, генериране, бърз преглед, изпълнение на приложението и ръчни промени. Това не означава изчезване на експертизата. Част от нея се пренасочва към управление на контекста, оценяване на резултата и решение кога да се продължи с AI и кога да се премине към ръчна работа.

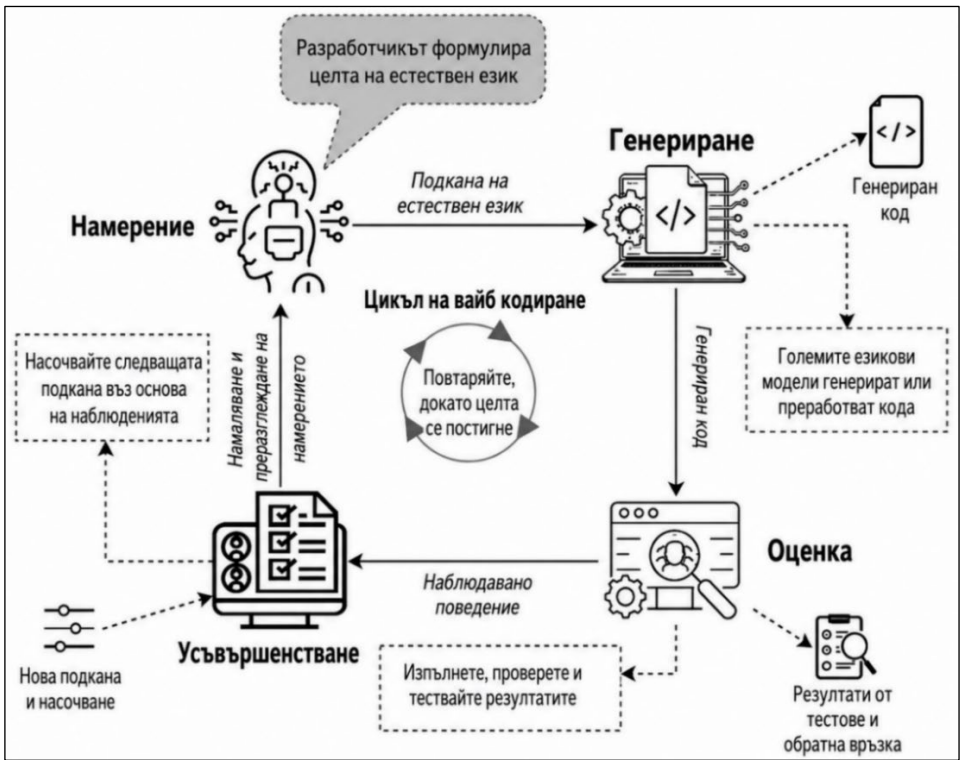
Според Chou et al. (2026) vibe coding се разглежда като практика с различна степен на зависимост от изкуствения интелект. В определени случаи моделът поема почти цялата реализация и оценката се насочва основно към крайния резултат. В други случаи програмистите четат генерирания код, редактират го и използват собствените си технически знания при оценяването му.

По-ранното изследване на Barke et al. (2023) показва, че програмните асистенти се използват поне в два различни режима. При acceleration mode разработчикът знае какво трябва да направи и използва модела, за да достигне по-бързо до решението. При exploration mode моделът служи за изследване на възможни решения, когато разработчикът още не е избрал конкретна реализация. И двата режима могат да присъстват при една и съща задача по поддръжка.

2.2. Естественият език като интерфейс за vibe coding

Централно място при vibe coding заема естественият език. Програмистът може да започне задачата с описание на желаното поведение, вместо директно да създава нови папки, файлове и програмен код. Една кратка инструкция невинаги е достатъчна. Към модела могат да бъдат предоставени съществуващ код, примери, документация, информация за използваните библиотеки, предпочитания за стил и други ограничения. При работа върху вече съществуваща система подобна информация е важна, защото новата промяна трябва да бъде съобразена с вече установена архитектура (Sapkota et al., 2025).

Работният процес при vibe coding е представен и като повтарящ се цикъл. Разработчикът формулира намерението си на естествен език, а езиковият модел генерира или променя кода. Полученият резултат се изпълнява и проверява, а наблюдаваното поведение, възникналите грешки и резултатите от тестовете се използват за уточняване на следващата инструкция. Цикълът се повтаря до достигане на желания резултат (Siddeeq, Waseem, Kemell, Saari, Rasku, and Abrahamsson, 2026), както е показано на Фигура 1.



Фигура 1. Работен цикъл при vibe coding
Източник: адаптирано по Siddeeq, et al. (2026).

Представеният цикъл показва, че крайният резултат се изгражда постепенно чрез последователно генериране, проверка и уточняване, а не се получава само от първоначалната инструкция.

2.3. Регистър Публикации

Регистър Публикации е университетска информационна система за управление на автори, публикации, академична структура, отчети и библиометрични данни. В новата версия на системата Регистър Публикации контекстът включва софтуерна рамка Laravel, разделението между потребители и администратори, правилата за хеширане, стил на писане на заявки и помощни класове, както и жизнения цикъл на данните, извличани от публичните API на Scopus и Web of Science (WoS).

Анализираният модул е реализиран в Laravel и свързва локалните публикационни записи с външни библиометрични източници. Основният фокус е върху Scopus и Web of Science, тъй като при тях се комбинират реална синхронизация, съхраняване и повторно възпроизвеждане на отговори чрез имитация на истинския API локално, профилни идентификатори, цитирания, квоти/лимити и специфични правила за достъп.

Проектната документация се използва като активен източник на контекст при работата с Codex. Архитектурните правила, описанието на библиометричния поток и историята на направените промени ограничават до-

пустимите решения. Съществена част от апробацията е именно проверката дали моделът може да използва тези правила последователно при промени, които засягат повече от един слой на приложението.

3. Резултати от апробацията

3.1. Нормализиране на хипервръзки и потребителски идентификатори

При реализираните задачи за URL нормализиране естественоезиковото описание първоначално задава функционалната цел, но коректното решение изисква разграничаване между цялостна хипервръзка, самостоятелен профилен код и връзка към публикация. В резултат логиката е разделена в специализирани класове за научни профили и публикационни адреси, вместо различните формати да се обработват чрез един общ набор от условни проверки.

Апробацията показа практическото значение на граничните случаи. Обработката включва адреси без протокол, стойности само с идентификатор, различни Scopus пътища, WOS: и RC: идентификатори, излишни параметри в хипервръзката и неправилно подадени профилни адреси в съответното поле.

3.2. Синхронизация на данни, посредством API

Функционалността, която се тества с Codex засяга достъпа до данни на Scopus и Web of Science. Логиката позволява едновременно работа с външни заявки от други системи, достъп до реални отговори с информация за публикации и цитати на даден потребител и нормализирани локални записи за тестово възпроизвеждане на съответното API. Реализираният подход съхранява пълния JSON отговор преди нормализирането. Запазеният отговор може да бъде възпроизведен локално през същата обработваща логика без нова заявка към публичния интерфейс на Scopus и WoS. Тази организация се оказва съществена за проверимостта. Грешка в нормализацията не води до загуба на входни данни, а възможността за локално възпроизвеждане позволява многократно апробиране.

Най-важните корекции са свързани с отрицателни количества. Очакваният резултат от всяка следваща синхронизация е съществуващ профил да получи повече данни (напр. нови натрупани цитати или индексирани публикации). В WoS е възможно даден потребител да бъде припознат като автор на чужда публикация след съвпадение на име и фамилия. При премахването на излишните записи е необходимо това да се отрази във вътрешната система. Scopus погрешно може да причисли външни автори към

организационната структура на висшето училище и в резултат да се начислят повече публикации и цитати, които не могат да бъдат верифицирани.

3.3. Съпоставяне на заглавия и контролирано прехвърляне на EID

EID е използваната абревиатура на приетия в Scopus уникален код за идентификация на публикацията. Моделът на данните от Scopus API е използван като шаблон за реализацията на подобен модел спрямо Web of Science и Google Scholar, но последният не е обект на апробацията. При съпоставянето на публикации, извлечени от световните научни бази данни, с локалните записи, Codex предлага отделна логика за пълно и приблизително сравнение. Нормализацията на заглавията обработва специални компютърни символи, пунктуация и интервали, а приблизителното сравнение използва сходството между триграми от Unicode символи.

Целта на попълването на EID е лесното откриване на цитати към публикации, които са нужни за различни институционални процедури (акредитация, атестация и др.). Автоматичното прехвърляне на EID е ограничено до пълно съвпадение на заглавия на публикациите в рамките на един изследователски профил. Вече записан идентификатор не се обновява, а останалите несъпоставими записи могат да се маркират ръчно. Това е нужно, защото се срещат публикации на руски, немски, френски и др., които не са записани с индексираното си заглавие във вътрешноинституционалната система.

4. Систематизиран работен протокол

За работа с инструменти като Codex се препоръчва използването на предварителен контекст, който да се прочита преди всяка потребителска инструкция. Този контекст се записва обикновено в AGENTS.md файл, където се използва човешко-четимо описание на обхвата, полезни методи, архитектурни бележки, програмни стандарти и принципи, както и директории и пътища до други контекстни файлове с разширение .md.

Въз основа на проведената апробация работният процес може да бъде обобщен в следната последователност:

1) Анализ на съществуващата реализация преди генериране на промяна.
2) Извличане на активните архитектурни и примери на бизнес логиката от кода и документацията.
3) Формулиране на конкретна цел, критерии за приемане и отрицателни правила.
4) Ограничаване на промяната до необходимите подсистеми и повторно използване на съществуващите помощни класове.
5) Изпълнение на тестове, синтактична проверка и повторно изпълнение на детерминистичен вход.

6) Преглед на Git разлики в изходните файлове за нежелани промени в стил, права, транзакции и недеструктивност.
7) Актуализиране на документацията след потвърждаване на реалното поведение.

5. Обсъждане

Естественият език функционира като интерфейс между намерението и програмната реализация. Той обикновено не е кратка инструкция, а може да включва описание на проблема, съществуващ код, проектна документация, ограничения за сигурност, изисквания за тестове и предпочитания за стил. При поддръжка на установена система контекстът е част от спецификацията.

Следователно качеството на естествения език може да се изучава чрез неговата информационна плътност: какви ограничения съдържа, колко проектен контекст е предоставен, дали са посочени отрицателни правила и дали са описани критериите за приемане за изпълнение на поставената цел.

Анализираните задачи показват, че естественият език е практически приложим като интерфейс за поддръжка, когато е обвързан с достатъчно проектен контекст. Най-слабо определените инструкции са подходящи за начално ориентиране или локални промени, но при операции с външни идентификатори, права и разрушителни действия се налага контекстът да бъде превърнат в явни ограничения.

Вторият устойчив резултат е значението на отрицателната спецификация. При голяма част от разгледаните задачи инженерно критичното поведение се формулира чрез „да не се презаписва“, „да не се изтрива“, „да не се приема двусмислено съвпадение“ или „да не се извършва прескачане при непълен отговор“. Тези правила ограничават локално правдоподобни решения, които биха нарушили състоянието на системата.

Третият резултат е промяната в разпределението на труда. Codex поема значителна част от търсенето в кода, предлагането на реализация и механичното изменение на няколко свързани файла. Разработчикът обаче запазва ключовите функции по определяне на границите, оценка на идентичността, проверка на страничните ефекти и приемане на резултата. Следователно намаляването на директното писане на код не означава намаляване на инженерната отговорност.

Накрая, локалната симулация на достъп и отговор от API и фокусираните тестове се утвърждават като особено подходящи средства за AI-подпомогната поддръжка. Те отделят проверката на програмната логика от текущото състояние на външната услуга, квотите и променливото съдър-

жание на научните бази от данни. Това позволява една и съща естественоезикова цел да бъде проверявана върху възпроизводим вход.

6. Заключение

Понятието vibe coding дава основание за скептичен поглед върху новите процеси, съпътстващи софтуерната разработка. Проведената апробация показва, че естественият език може да функционира като ефективен интерфейс за поддръжка на съществуващ софтуер, когато взаимодействието с генеративния модел е поставено в ясни инженерни граници. В разглеждания софтуерен модул Codex подпомага анализа на съществуващия код, формулирането на план, реализацията и техническата проверка на промени, които засягат външни идентификатори, синхронизация, публикации, цитати и техните автори.

Критичният фактор комбинира генериране на валиден и надежден код, както и способността на работния процес да запази контекста и логиката на системата. Реализираните задачи показват, че отрицателните правила и проверката на гранични случаи са равностойна част от спецификацията. Решение, което изпълнява положителния сценарий, не може да бъде прието, ако допуска презаписване на идентификатор, разрушително действие при непълен отговор или загуба на суровите данни, необходими за възстановяване.

В резултат естественият език се утвърждава като нов слой на взаимодействие с програмната система. Практическият принос на изследването е систематизиран работен протокол, в който намерението, проектният контекст, отрицателните ограничения, имплементацията и независимата проверка образуват единен цикъл. Именно тази организация позволява AI-подпомогнатата поддръжка да бъде едновременно ускорена, проследима и съобразена със съществуващата архитектура.

Използвани източници

Barke, S., James, M. B., & Polikarpova, N. (2023). Grounded Copilot: How programmers interact with code-generating models. Proceedings of the ACM on Programming Languages, 7(OOPSLA1), 85-111. https://dl.acm.org/doi/10.1145/3586030

Chou, Y.-H., Jiang, B., Chen, Y. W., Weng, M., Jackson, V., Zimmermann, T., & Jones, J. A. (2026). Building software by rolling the dice: A qualitative study of vibe coding. Proceedings of the ACM on Software Engineering, 3(FSE), 1712-1734. https://dl.acm.org/doi/10.1145/3797105

Fawzy, A., Tahir, A., & Blincoe, K. (2025). Vibe coding in practice: Motivations, challenges, and a future outlook - A grey literature review. arXiv. Retrieved August 11, 2026, from https://doi.org/10.48550/arXiv.2510.00328

Karpathy, A. (2025, February 2). There's a new kind of coding I call "vibe coding", where you fully give in to the vibes, embrace exponentials, and forget that the code even exists [Post]. X. Retrieved August 5, 2026, from https://x.com/karpathy/status/1886192184808149383

Meske, C., Hermanns, T., von der Weiden, E., Loser, K.-U., & Berger, T. (2025). Vibe coding as a reconfiguration of intent mediation in software development: Definition, implications, and research agenda. IEEE Access, 13, 213242-213259. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3645466

Sapkota, R., Roumeliotis, K. I., & Karkee, M. (2025). Vibe coding vs. agentic coding: Fundamentals and practical implications of agentic AI. arXiv. Retrieved August 14, 2026, from https://doi.org/10.48550/arXiv.2505.19443

Sarkar, A., & Drosos, I. (2025). Vibe coding: Programming through conversation with artificial intelligence. In Proceedings of the 36th Annual Workshop of the Psychology of Programming Interest Group (PPIG 2025). Retrieved August 12, 2026, from https://ppig.org/papers/2025-ppig-36th-sarkar/

Siddeeq, S., Waseem, M., Kemell, K.-K., Saari, M., Rasku, J., & Abrahamsson, P. (2026). Vibe coding in software development: A multivocal literature review. arXiv. Retrieved August 11, 2026, from https://doi.org/10.48550/arXiv.2607.21652

МОДЕЛ ЗА АДАПТИРАНЕ НА ПРЕДВАРИТЕЛНО ДЕФИНИРАНО УЧЕБНО СЪДЪРЖАНИЕ В УНИВЕРСИТЕТСКИ КУРСОВЕ

гл. ас. д-р Венко Андонов[1]
гл. ас. д-р Ивона Велкова[2]

Резюме: *Изследването предлага модел за адаптиране на предварително дефинирано университетско учебно съдържание чрез различни учебни траектории, без да се променят резултатите от обучението, оценяването и академичният стандарт. Моделът използва граф на съдържанието, учебни доказателства и преподавателски контрол.*

Ключови думи: *адаптивно обучение; персонализирано обучение; изкуствен интелект; висше образование; учебно съдържание; модел на обучаемия*

JEL: JEL кодове: I21; I23; C88; O33

MODEL FOR ADAPTING PREDEFINED LEARNING CONTENT IN UNIVERSITY COURSES

Chief assist. Dr. Venko Andonov
Chief assist. Dr. Ivona Velkova

Abstract: *The study proposes a model for adapting predefined university learning content through different learning trajectories without changing learning outcomes, assessment, or academic standards. The model uses a content graph, learning evidence, and instructor control.*

Key words*: adaptive learning; personalized learning; artificial intelligence; higher education; learning content; learner model*

JEL: JEL codes: I21; I23; C88; O33

1. Въведение

Дигитализацията улеснява университетското обучение, но студентите в един курс имат различни предварителни знания, темп и нужда от подкрепа, а обичайно следват еднаква последователност. Това води до ненужно повторение при овладени знания или до преминаване напред при пропуски, а индивидуалният избор на следваща стъпка трудно се мащабира при големи потоци.

Адаптацията не трябва да създава различен академичен стандарт: резултатите от обучението, задължителните дейности и оценяването остават общи и конструктивно съгласувани (Biggs et al., 2022), а се променя само пътят до тях.

[1] vandonov@unwe.bg, УНСС
[2] ivonavelkova@unwe.bg, УНСС

Под предварително дефинирано учебно съдържание се разбират предварително разработени и академично одобрени ресурси и дейности. Системата може да избира между разрешени обяснения, упражнения и подкрепящи ресурси, да променя последователността и количеството практика, но не и академичното ядро.

Моделът може да използва данни от системата за управление на обучението, като дава приоритет на резултатите от оценени дейности пред двусмислени поведенчески сигнали. Изкуственият интелект подпомага анализа и обратната връзка, но не определя задължителното съдържание или критериите, а преподавателят запазва водеща роля (European Commission, 2026; Miao & Holmes, 2023). Интегрираната инфраструктура за учебни данни е съществена предпоставка (Божиков и Кузнецов, 2024).

Литературата показва фрагментирано свързване на структурата и последователността на съдържанието с готовността на обучаемия (Zhong, 2023) и недостатъчна обосновка на моделите на обучаемия (Wang et al., 2025). Изследователският проблем е ясната връзка между съдържание, учебни доказателства, адаптационно решение и преподавателска отговорност.

Целта е да се разработи приложим модел за адаптиране на предварително дефинирано съдържание върху съществуваща система за управление на обучението, който запазва общите резултати и оценяване, но допуска различни траектории според доказателствата за овладяване.

За постигане на целта се поставят четири изследователски въпроса:

- Как предварително дефинираното съдържание да бъде структурирано така, че да допуска различни маршрути, без да се нарушават задължителните резултати от обучението?
- Какъв минимален набор от учебни доказателства е достатъчен за обяснима оценка на текущото състояние?
- Как да се избира следваща дейност само от педагогически допустими алтернативи?
- Каква роля може да има изкуственият интелект, без да се прехвърля академичната отговорност от преподавателя към автоматична система?

Научният принос е проверима рамка, която разделя неизменно академично ядро и ограничен адаптивен слой и формализира структурата на съдържанието, модела на обучаемия, правилата, преподавателския контрол и оценката.

2. Теоретична и терминологична рамка

Адаптивното обучение определя следващата учебна стъпка според текущото състояние на обучаемия. За разлика от по-широкото персонали-

зирано обучение (Bernacki et al., 2021), тук системата избира само между предварително одобрени ресурси и дейности.

Ефектът на адаптивните подходи зависи от дизайна: du Plooy et al. (2024) отчитат подобрение на академичните резултати в 41 от 69 изследвания, а Hooshyar et al. (2024) подчертават ползата от свързването на текущото състояние с конкретни адаптивни действия.

Съществуващите разработки невинаги формализират връзката между съдържание, готовност и действие (Zhong, 2023), а характеристиките на модела на обучаемия често са недостатъчно обосновани (Wang et al., 2025), което затруднява обяснимостта на препоръките.

Предложеният модел свързва пряко съдържанието, доказателствата за овладяване и допустимото следващо действие. Курсът се представя като граф, а моделът на обучаемия поддържа текущи доказателства за конкретни понятия, от които се извеждат решенията.

Моделът следва три принципа: конструктивното съгласуване запазва връзката между резултати, дейности и оценяване (Biggs et al., 2022); обучението до овладяване добавя подкрепа при недостатъчни доказателства (Winget & Persky, 2022); формативното оценяване използва текущите резултати за следващо педагогическо действие (Morris et al., 2021).

Изкуственият интелект подпомага структурирането на одобрени ресурси и обратната връзка, без да определя резултатите, оценяването или задължителните зависимости; основният механизъм остава обясним и под преподавателски контрол. Подобна подпомагаща интеграция се разглежда и от Тодоранова и Пенчев (2024).

Таблица 1. Връзка между установените проблеми и решенията в предложения модел.

Установен проблем	Решение в предложения модел
Един общ учебен маршрут не отчита различната степен на овладяване.	Следващата стъпка се определя според текущите учебни доказателства.
Съдържанието, състоянието на обучаемия и адаптивното решение често се разглеждат отделно.	Те се свързват чрез общ граф на учебното съдържание и предварително зададени правила.
Моделите на обучаемия могат да включват трудно обосновани характеристики.	Използва се минимален модел, основан предимно на резултати от оценени учебни дейности.
Автоматичната персонализация може да промени или заобиколи академични изисквания.	Академичното ядро остава неизменно, а адаптацията е ограничена до предварително допустими действия.
Решенията на автоматичната система могат да бъдат трудно проследими.	За всяка препоръка се запазват доказателството, приложеното правило, действието и причината.

Източник: разработка на авторите

3. Методология и проектни изисквания

Изследването използва подхода на изследване чрез проектиране за разработване, демонстрация и оценяване на формализиран модел за адаптиране на предварително дефинирано университетско съдържание (Hevner & vom Brocke, 2023).

Изследователският процес включва четири етапа, показани на фигура 1.



Фигура 1. Етапи на изследователския процес.
Източник: разработка на авторите

Първо се задават ограниченията: запазване на резултатите и оценяването, спазване на зависимостите, педагогически обосновани доказателства и преподавателски контрол. След това те се формализират чрез граф на съдържанието, модел на обучаемия и правила за избор на дейност.

Моделът се демонстрира върху модул по компютърни мрежи и се оценява аналитично и емпирично. Аналитичната проверка проследява академичното ядро, зависимостите, допустимите действия и обяснимостта, а емпиричната - приложимостта и резултатите в реална учебна среда.

4. Архитектура и функциониране на предложения модел

4.1. Академично ядро и структура на курса

Курсът се разделя на академично ядро и адаптивен слой. Ядрото включва общите резултати, задължителните теми, оценяването и минималния стандарт; адаптивният слой допуска допълнителни обяснения, различно количество практика, връщане към предпоставка, еквивалентни уп-

ражнения и разширяващи задачи. Така се променя маршрутът, но не и академичният стандарт.



Фигура 2. Разграничение между академично ядро и адаптивен слой.
Източник: разработка на авторите.

Съдържанието се представя като граф от учебни единици и педагогически зависимости, подход използван и при образователни графи на знанието (Abu-Salih & Alotaibi, 2024). Формално курсът е C = (O, U, R, E, A), където O са резултатите; U - учебните единици; R - зависимостите; E - доказателствата; A - разрешените адаптивни действия.

$$C = (O, U, R, E, A) \quad (1)$$

Траекторията е допустима само ако включва всички задължителни резултати и не активира зависима единица преди достигане на определения праг за предпоставката. Валидните зависимости, прагове и алтернативи се задават от преподавателя.

4.2. Учебни доказателства и избор на следваща дейност

За всяко ключово понятие моделът поддържа локално и динамично състояние на овладяване, основано главно на оценени задачи, тестови въпроси и практически упражнения. Поведенчески сигнали и самооценка могат да насочат към подкрепа, но не определят самостоятелно академичното състояние.

Следващата дейност се избира в два етапа: първо се формират действията, допустими спрямо академичното ядро, зависимостите и ограниченията на преподавателя, а после се избира най-полезното за текущото състояние.

Таблица 2. Основни правила за избор на следваща дейност.

Учебно състояние	**Следващо действие**	**Ограничение**
Липсва необходима предпоставка	Кратък преговор и коригиращо упражнение	След ограничен брой цикли - преподавателски преглед.
Частично овладяване	Целево упражнение или алтернативно обяснение	Стандартът за успешно изпълнение не се намалява.
Прагът е достигнат	Преминаване към следващ допустим компонент	Задължителните дейности и оценявания остават.
Устойчиво високо овладяване	Приложна или разширяваща задача	Разширението не заменя общото оценяване.
Противоречиви доказателства	Преподавателски преглед	Не се налага автоматична санкция или ограничение.

Източник: разработка на авторите.

4.3. Роля на изкуствения интелект и преподавателски контрол

Изкуственият интелект подпомага семантичното свързване на одобрени ресурси и формулирането на обяснения, подсказки и обратна връзка върху контекст от курса (Afzaal et al., 2024). Изборът на траектория остава основан на графа, доказателствата и предварително зададените правила; преподавателят определя ограниченията и може да променя всяка препоръка.

4.4. Работен цикъл и проследимост

След учебно събитие с педагогическа стойност системата свързва доказателството с понятие, обновява състоянието, проверява ограниченията и избира допустима следваща дейност. За решението се записват псевдонимизиран идентификатор, понятие, доказателство, правило, действие, причина и евентуална преподавателска промяна, което осигурява проследимост.



Фигура 3. Работен цикъл на адаптационното решение.
Източник: разработка на авторите.

5. Демонстрация и оценяване на модела

5.1. Демонстрационен сценарий

Моделът е демонстриран върху модул по компютърни мрежи за IPv4 адресиране и подмрежи, където зависимостите са ясно определени. Общият резултат е коректно определяне на мрежов и broadcast адрес и разработване на адресен план за зададена IPv4 мрежа.

Академичното ядро съдържа шест свързани компонента C1-C6, а адаптивният слой - преговор по двоично преобразуване R1, коригиращо упражнение по CIDR R2 и разширяващ VLSM казус R3. Зависимостите и местата за допълнителни дейности са показани на фигура 4.



Фигура 4. Граф на учебното съдържание за модула по IPv4 адресиране.
Източник: разработка на авторите.

5.2. Адаптивни траектории и проследимост

Трите примерни състояния показват различна подкрепа: студент A има дефицит при C3, студент B - при C1, а студент C е овладял C1-C5. Задължителният резултат и критериите за оценяване остават еднакви.

Таблица 3. Примерни адаптивни решения при различни учебни състояния.

Случай	**Учебно доказателство**	**Адаптивно решение**
A	C1 и C2 са овладени; дефицит при C3.	R2 -> ново доказателство за C3 -> C4.
B	Недостатъчно доказателство за C1.	R1 и коригираща практика -> проверка на C1.
C	Стабилни доказателства за C1-C5.	C6 -> при успешно изпълнение R3.

Източник: разработка на авторите.

И в трите случая C6 остава общото задължително оценяване; различават се само междинната подкрепа и незадължителните дейности. Всяка препоръка е проследима до доказателството и приложеното правило.

5.3. Оценяване на модела

Оценяването е аналитично и емпирично. Аналитичната проверка обхваща пълнотата на академичното ядро, зависимостите, ограничеността и проследимостта на адаптацията, преподавателския контрол и минимизацията на данните. Емпиричната проверка използва входно-изходно сравнение при общо задължително оценяване и анализира учебния прираст, коригиращите стъпки, времето до овладяване, качеството на препоръките, преподавателските корекции и необходимото време.

6. Дискусия

Моделът заема междинна позиция между статичен общ маршрут и неограничена генеративна персонализация. Основният принос е адаптация в предварително определени академични граници, при която общото ядро се запазва, а графът свързва доказателствата с допустимите действия.

Разграничаването между доказателство за овладяване и поведенчески сигнал ограничава необосновани заключения. Изкуственият интелект има подпомагаща функция, а критичната логика и оценяването остават зададени от преподавателя. Основни практически ограничения са първоначалното картографиране, изборът на прагове и предотвратяването на пре-

комерни коригиращи цикли, поради което журналът и преподавателската намеса са задължителни.

7. Заключение

Изследването предлага обяснима и контролируема рамка за адаптиране на предварително дефинирано университетско съдържание, която свързва граф на курса, минимален модел на обучаемия, правила, преподавателски контрол и проследимост, без да променя резултатите и оценяването. Демонстрацията с IPv4 показва различни траектории към общо ядро, а аналитичната и емпиричната оценка разграничават логическата коректност от практическата приложимост; изкуственият интелект подпомага, без да измества академичната отговорност.

Използвани източници

Божиков, А., & Кузнецов, Ю. (2024). Изграждане на единна информационна инфраструктура за образователна аналитика във висшето образование. В *Информационни и комуникационни технологии в бизнеса и образованието: Сборник с доклади от Международна научна конференция по случай 55 години от създаването на катедра „Информатика“ при Икономически университет – Варна (с. 134–141)*. Издателство „Наука и икономика“. https://ue-varna.bg/uploads/filemanager/303/publishing-complex/2024/Information-communication-technologies-business-education-2024.pdf

Тодоранова, Л., & Пенчев, Б. (2024). Интеграция на изкуствения интелект и на гъвкавите методологии във висшето образование. В *Информационни и комуникационни технологии в бизнеса и образованието: Сборник с доклади от Международна научна конференция по случай 55 години от създаването на катедра „Информатика“ при Икономически университет – Варна* (с. 142–148). Университетско издателство „Наука и икономика“. https://informatics.ue-varna.bg/conference/Proceedings2024.pdf

Abu-Salih, B., & Alotaibi, S. (2024). A systematic literature review of knowledge graph construction and application in education. *Heliyon, 10*(3), e25383. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e25383

Afzaal, M., Zia, A., Nouri, J., & Fors, U. (2024). Informative feedback and explainable AI-based recommendations to support students' self-regulation. *Technology, Knowledge and Learning, 29*(1), 331–354. https://doi.org/10.1007/s10758-023-09650-0

Bernacki, M. L., Greene, M. J., & Lobczowski, N. G. (2021). A systematic review of research on personalized learning: Personalized by whom, to what, how, and for what purpose(s)? *Educational Psychology Review, 33*(4), 1675–1715. https://doi.org/10.1007/s10648-021-09615-8

Biggs, J., Tang, C., & Kennedy, G. (2022). *Teaching for quality learning at university* (5th ed.). Open University Press.

du Plooy, E., Casteleijn, D., & Franzsen, D. (2024). Personalized adaptive learning in higher education: A scoping review of key characteristics and impact on academic performance and engagement. *Heliyon, 10*(21), e39630. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e39630

European Commission, Directorate-General for Education, Youth, Sport and Culture. (2026). *Guidelines on the ethical use of artificial intelligence and data in teaching and learning for educators*. Publications Office of the European Union. https://doi.org/10.2766/9548952

Hevner, A. R., & vom Brocke, J. (2023). A proficiency model for design science research education. *Journal of Information Systems Education, 34*(3), 264–278.

Hooshyar, D., Weng, X., Sillat, P. J., Tammets, K., Wang, M., & Hämäläinen, R. (2024). The effectiveness of personalized technology-enhanced learning in higher education: A meta-analysis with association rule mining. *Computers & Education, 223*, 105169. https://doi.org/10.1016/j.compedu.2024.105169

Miao, F., & Holmes, W. (2023). *Guidance for generative AI in education and research*. UNESCO. https://doi.org/10.54675/EWZM9535

Morris, R., Perry, T., & Wardle, L. (2021). Formative assessment and feedback for learning in higher education: A systematic review. *Review of Education, 9*(3), e3292. https://doi.org/10.1002/rev3.3292

Wang, X., Maeda, Y., & Chang, H.-H. (2025). Development and techniques in learner model in adaptive e-learning system: A systematic review. *Computers & Education, 225*, 105184. https://doi.org/10.1016/j.compedu.2024.105184

Winget, M., & Persky, A. M. (2022). A practical review of mastery learning. *American Journal of Pharmaceutical Education, 86*(10), ajpe8906. https://doi.org/10.5688/ajpe8906

Zhong, L. (2023). A systematic review of personalized learning in higher education: Learning content structure, learning materials sequence, and learning readiness support. *Interactive Learning Environments, 31*(10), 7053–7073. https://doi.org/10.1080/10494820.2022.2061006

BIG DATA ARCHITECTURES FOR AI-DRIVEN BUSINESS DECISION MAKING

Chief Assist. Dr. Gabriela Naskova-Uchkunova[3]

Abstract: *This paper examines how big data architecture choices support AI-driven business decision making. It compares storage and processing patterns and links architectural characteristics to selected AI-driven business decisions, emphasizing scalability, latency, data variety, governance and cost.*

Key words*: big data, artificial intelligence, data architecture, decision making, business analytics*

JEL: C55, M15, L86

1. Introduction

Artificial intelligence (AI) has become an increasingly important component of business information systems, but the quality and timeliness of AI-supported decisions depend on more than the selected model. Contemporary organizations generate data through transactional systems, web and mobile applications, connected devices, customer interactions, social platforms and operational logs. These sources differ in structure, frequency, volume and reliability. Consequently, the data architecture that collects, stores, transforms and serves them becomes part of the decision-making capability itself.

Big data architectures address this problem by distributing storage and computation and by supporting heterogeneous data at a scale that cannot be handled efficiently by a single traditional processing environment. Recent empirical research links big data analytics capabilities to improved decision-making quality and firm-level forecasting and performance (Li et al., 2022; Chatterjee et al., 2023). From an architectural perspective, contemporary platforms increasingly combine distributed storage, flexible data models, cloud-native components and scalable processing so that analytical and AI workloads can operate over large and diverse datasets (AbouZaid et al., 2025).

The purpose of this paper is to examine the relationship between big data architecture choices and AI-driven business decision making. The study is conceptual and comparative rather than experimental. It identifies the architectural characteristics that matter for selected AI-driven business decisions and proposes a compact mapping between business decisions, data requirements, AI and analytical tasks, processing requirements and architectural capabilities. The intention is not to define a universal reference architecture, but to show why architectural selection should follow the decision context and workload rather than technology trends alone.

[3] gnaskova@unwe.bg, University of National and World Economy (UNWE)

2. Big Data Requirements for AI-Driven Business Systems

AI applications used in business commonly combine historical data with continuously generated operational information. Demand forecasting may depend on years of sales history, while fraud detection may require events to be evaluated within seconds. Recommendation and personalization systems combine customer profiles, transactions and behavioral signals. These examples create different requirements for volume, velocity, variety and analytical latency. A scalable analytical process should remain useful as data volume, arrival rate, processing complexity and execution frequency increase; otherwise technically correct analysis may arrive too late or become too expensive to support an operational decision.

Three requirements are especially relevant. First, storage must scale without forcing all incoming data into a single rigid schema. This explains the role of data lakes and NoSQL models for semi-structured and rapidly changing datasets. Second, processing must match the decision horizon. Batch processing is appropriate when decisions tolerate delay and benefit from large historical windows, whereas streaming or micro-batch processing is required when the value of a prediction decreases rapidly with time. Third, the architecture must provide consistent and governed data to the AI layer. Large volume alone does not improve a model when data are duplicated, incomplete, poorly described or inaccessible to the analytical process.

The relationship between data processing and AI-supported business use is also visible in recent research on automated data-science workflows. Andonov (2024b) evaluates the use of large language models for code generation in data cleaning, preprocessing and feature engineering across public and private datasets. The results indicate that automated execution is feasible, but domain knowledge and human guidance remain necessary when data context and interpretation affect the analytical task. This observation is relevant to business architectures because scalable computation does not remove the need for controlled data preparation and contextual validation before model outputs are used in decisions.

3. Architectural Patterns Supporting AI Applications

A practical big data architecture can be viewed as a sequence of functional layers: data sources, collection/integration, storage, processing, analytical or AI services, and decision delivery. The implementation of each layer can vary. Data may enter through scheduled extraction, event streams or change-data-capture mechanisms. Storage may use distributed file or object systems, NoSQL databases, data warehouses or combinations of these technologies. Processing may be batch-oriented, streaming-oriented or hybrid. The AI layer consumes pre-

pared data for training and inference, while the final layer exposes predictions, recommendations or alerts to people and operational systems.

The AI service layer may also require access to external or organization-specific knowledge rather than only model parameters. Andonov (2024a), for example, evaluates retrieval-augmented generation strategies designed to provide an AI assistant with current and factually grounded information. Although the application context is a university assistant, the architectural principle is transferable to business systems: model inference can be coupled with a governed retrieval layer that supplies relevant enterprise data at request time. This extends the architecture from a simple data-to-model pipeline toward a controlled data-to-retrieval-to-AI service flow.

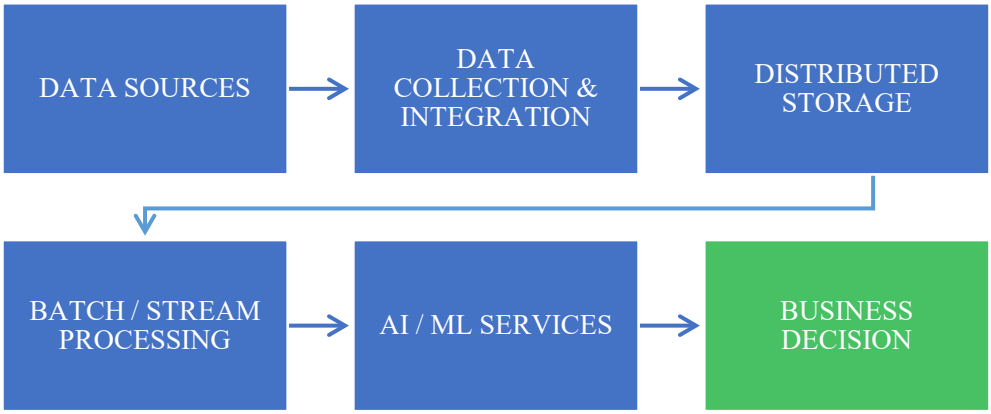


Figure 1. Functional flow of a Big Data architecture for AI-driven decision support
Source: Author's synthesis.

a. *Distributed storage, NoSQL and lakehouse patterns*

NoSQL databases are useful when horizontal scalability, flexible schemas or access patterns make a purely relational design inefficient. Document stores fit evolving semi-structured business objects; wide-column databases can support high-volume distributed records and time-oriented access; key-value stores favor very fast access by known keys; graph databases are suitable when relationships themselves carry analytical value. The choice should therefore be based on the data model and access pattern, not on the assumption that NoSQL is inherently preferable for AI.

Data lakes provide a different capability: inexpensive storage of large heterogeneous datasets before all analytical uses are known. Their flexibility, however, creates governance and quality challenges when metadata and lifecycle management are weak. Lakehouse architectures attempt to combine the openness and scale of data lakes with stronger transactional and management features associated with warehouses. Recent research describes the lakehouse as a plat-

form capable of combining structured and unstructured data for analytical workloads and highlights its relevance to machine-learning and AI environments (AbouZaid et al., 2025; Harby & Zulkernine, 2025). Harby and Zulkernine (2025) additionally compare HDFS data lake, Hive data warehouse and Delta lakehouse implementations experimentally, demonstrating that architectural differences are observable not only conceptually but also in analytical query performance.

b. *Batch, streaming and hybrid processing*

Processing mode has a direct effect on decision latency. Batch architectures optimize throughput over bounded collections of data and remain appropriate for periodic forecasting, segmentation and management reporting. Streaming architectures process events as they arrive and are more suitable for fraud detection, dynamic pricing, operational monitoring and other decisions where delayed analysis loses value. Hybrid designs combine both modes: historical data are processed in larger windows while recent events are incorporated into near-real-time inference. Apache Spark is particularly relevant because its distributed execution model supports batch processing, iterative analytics and structured streaming within a common ecosystem.

Architectural selection also has an economic dimension. Higher availability, lower latency and duplicated processing paths can improve responsiveness but increase infrastructure and operational cost. Kirilov (2019) emphasizes the need to examine costs and benefits when implementing information technologies. Applied to AI-driven analytics, this means that architectural sophistication should be justified by the business value of faster or more accurate decisions. A daily planning decision does not automatically require a continuously streaming architecture, while a fraud decision made after transaction completion may have little operational value.

4. Architecture Selection for Business Decision Making

The comparison below maps representative AI-driven business decisions to their data, analytical and processing requirements and, consequently, to the architectural capabilities required to support them. The mapping is intentionally technology-neutral: the objective is to identify an appropriate architectural direction rather than prescribe a particular technology or vendor platform. The same organization may use several architectural patterns simultaneously, as different business decisions impose different requirements for data characteristics, processing latency, scalability and governance.

Table 1. Mapping AI-Driven Business Decisions to Big Data Architecture Requirements

AI-driven business decision	Data requirements	AI / analytical task	Processing requirement	Architectural emphasis
Demand planning	Large historical and time-series data; external factors	Forecasting	Periodic batch processing	Lake/lakehouse + distributed processing
Fraud intervention	High-velocity transactional and event data	Anomaly detection / classification	Low-latency streaming	Event platform + stream processing + fast serving layer
Personalized offers	Customer profiles, transactions and clickstream	Recommendation / prediction	Hybrid batch and streaming	Flexible distributed storage + feature processing
Customer retention	Historical CRM and behavioral data	Churn prediction / classification	Batch processing	Governed integrated storage + distributed analytics
Operational response	Logs, sensor and process events	Anomaly/pattern detection	Streaming / micro-batch	Event platform + scalable processing + fast serving layer

Source: Author's synthesis.

In the author's view, the mapping demonstrates that architectural requirements follow directly from the characteristics of the AI-driven business decision. Decision latency determines whether batch processing is sufficient or a streaming path is required, while data volume, variety and structure influence storage and integration requirements. The analytical task introduces additional constraints: forecasting and classification over historical data can generally rely on batch-oriented processing, whereas anomaly detection and real-time recommendation may require continuous processing and low-latency access. Governance remains relevant across all cases because AI-supported business decisions must rely on identifiable and controlled data assets.

Based on the comparative analysis, the author proposes the decision-driven architecture selection logic presented in Figure 2.

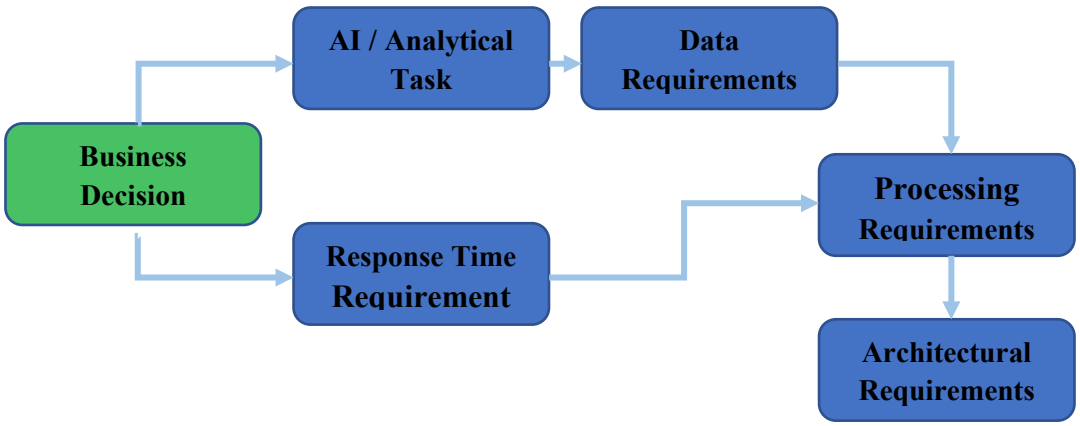


Figure 2. Decision-Driven Logic for Big Data Architecture Selection
Source: Author's synthesis.

Starting with the business decision prevents an architecture from being designed around a fashionable technology and makes the resulting trade-offs explicit. For example, a retailer may accept overnight model retraining for demand forecasting while requiring near-real-time inference for transaction risk detection. Both applications may use the same historical lakehouse, but the latter additionally requires a streaming path and a low-latency serving layer.

Modern data platforms increasingly unify storage and analytical access so that business intelligence, machine learning and AI can operate over governed datasets without maintaining separate copies for every tool. In the author's view, such convergence is useful only when it simplifies the path from data to decision; architectural unification should not become an objective in itself. This direction reduces data movement but does not eliminate the need for specialized components. A single architecture rarely optimizes simultaneously for inexpensive historical storage, high-throughput transformation, graph traversal and millisecond serving. The appropriate design is therefore compositional: shared governed data are combined with processing and serving technologies selected for the decision workload.

5. Challenges and Limitations

The selection of Big Data architectures for AI-driven business decision making involves trade-offs that cannot be resolved through a single universal design. Low latency, scalability, data variety, governance and cost may impose conflicting requirements, while different AI and analytical tasks may require different combinations of storage, processing and serving capabilities. Organizations must therefore balance architectural complexity against the business value and response-time requirements of the decisions being supported.

The comparative mapping and decision-driven logic presented in this paper are conceptual and technology-neutral. They identify relationships between business decisions, AI and analytical tasks, data requirements, processing requirements and architectural capabilities, but they don't constitute a formally validated architecture-selection framework. The analysis is based on representative AI-driven business decisions rather than experimental comparison of specific technologies or implementations. Future work may extend this approach by formalizing selection criteria and validating them through implementation and performance evaluation of alternative architectural configurations.

6. Conclusion

Big Data architectures provide the data and processing foundation required for AI-driven business decision making. The analysis shows that no single architectural pattern is suitable for all AI-driven business decisions, as different decisions impose different requirements for data characteristics, analytical tasks, processing latency, scalability and governance. Distributed storage, flexible data models and batch, streaming or hybrid processing can therefore be combined according to the requirements of the decision workload.

The comparative mapping presented in this paper demonstrates how representative AI-driven business decisions can be related to their data, analytical and processing requirements and, consequently, to the architectural capabilities needed to support them. Based on this mapping, the proposed decision-driven logic starts with the business decision, from which the relevant AI or analytical task and response-time requirement are derived; together with the resulting data requirements, these determine the processing and architectural requirements. In the author's view, this approach helps prevent architecture selection from being driven primarily by particular technologies rather than by the business decision they are intended to support.

The proposed logic remains conceptual and technology-neutral. Future research may formalize the identified relationships into explicit architecture-selection criteria and validate them through implementation and comparative performance evaluation of alternative Big Data architectures for AI workloads.

References

AbouZaid, A., Barclay, P. J., Chrysoulas, C., & Pitropakis, N. (2025). Building a modern data platform based on the data lakehouse architecture and cloud-native ecosystem. Discover Applied Sciences, 7, 166. https://doi.org/10.1007/s42452-025-06545-w

Andonov, V. (2024a). RAG strategies for a hallucination-free university admission AI assistant. In Selected Papers from the 13th International Conference on Application of Information and Communication Technology and Statistics in Economy and Education (ICAICTSEE 2023) (pp. 143–149). University of National and World Economy.

Andonov, V. (2024b). Using code generation in LLMs for automatic execution of data science tasks. In Selected Papers from the 13th International Conference on Application of Information and Communication Technology and Statistics in Economy and Education (ICAICTSEE 2023) (pp. 136–142). University of National and World Economy.

Chatterjee, S., Chaudhuri, R., Gupta, S., Sivarajah, U., & Bag, S. (2023). Assessing the impact of big data analytics on decision-making processes, forecasting, and performance of a firm. Technological Forecasting and Social Change, 196, 122824. https://doi.org/10.1016/j.techfore.2023.122824

Harby, A. A., & Zulkernine, F. H. (2025). Data Lakehouse: A survey and experimental study. Information Systems, 127, 102460. https://doi.org/10.1016/j.is.2024.102460

Kirilov, R. (2019). Approaches to research the costs and benefits of implementation of information technologies. Proceedings of the 9th International Conference on Application of Information and Communication Technology and Statistics in Economy and Education (ICAICTSEE), 216–218.

Li, L., Lin, J., Ouyang, Y., & Luo, X. (2022). Evaluating the impact of big data analytics usage on the decision-making quality of organizations. Technological Forecasting and Social Change, 175, 121355. https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121355

SCHEMA-AWARE VALIDATION AS A GOVERNANCE MECHANISM FOR ERP-BASED KPI ANALYTICS

Chief Assist. Dr. Geno Stefanov Stefanov[1]
University of National and World Economy, Sofia, Bulgaria

Abstract: *This paper presents a focused narrative review of schema-aware validation for key performance indicators derived from enterprise resource planning data. It examines how metadata grounding, SQL verification, controlled access, human confirmation and interpretability reduce errors caused by incorrect tables, weak indicator definitions, unsafe queries and opaque results. Drawing on KPI, text-to-SQL, agent-interoperability and data-governance literature, the review treats validation as an operational governance layer between relational data and managerial use. It proposes four validation functions and four cross-cutting criteria: scope, traceability, proportionality and feedback. The central argument is that AI-assisted KPI analytics should remain technically grounded, auditable and aligned with business meaning.*

Key words*: ERP analytics; KPI validation; schema awareness; SQL verification; governance; large language models*

JEL: C88; L86; M15; O33

1. Introduction

Enterprise resource planning systems integrate transactional data from finance, procurement, sales, inventory, logistics and human resources. Their scale and relational complexity, however, make it difficult to transform operational records into reliable key performance indicators. A KPI is not merely a value; it combines a managerial objective, a business process and a defined calculation. Reliable KPI analytics therefore requires both database access and evidence that the selected data and rules represent the intended business meaning.

Large language models and tool-using agents have renewed interest in natural-language access to enterprise data (Brown et al., 2020; Bommasani et al., 2021). They can interpret business questions and draft queries, but they may select unsuitable tables, invent relationships or produce syntactically correct yet semantically misleading calculations. These risks become material when KPI outputs influence resource allocation, managerial evaluation or strategic planning.

This article isolates schema-aware validation within the broader Oracle EBS architecture and proof of concept presented by Stefanov and Kisimov (2026). It does not repeat the full multi-agent workflow; instead, it examines how metadata grounding, SQL verification, human confirmation and interpretability govern the path from ERP data to managerial use. The guiding question is

[1] genostefanov@unwe.bg, UNWE, Sofia, Bulgaria

which validation functions and operational criteria are required to make AI-supported KPI analytics technically grounded, meaningful and auditable.

2. Review of Validation Requirements in ERP-Based KPI Analytics

2.1. Validation in KPI-Oriented ERP Analytics

Performance measurement research links indicators to organizational strategy and managerial objectives. The balanced scorecard connects financial, customer, internal-process and learning perspectives (Kaplan & Norton, 1992), while KPI-selection research emphasizes context, domain knowledge and measurement feasibility (Badawy et al., 2016). Information-systems assessment likewise requires predefined indicators, expert weighting and access to source data (Milev, 2017). In ERP settings, these principles become concrete validation requirements: every indicator must map to actual tables, fields, transaction states and aggregation rules.

KPI validation bridges managerial meaning and data availability. Requests such as cancellation rate, procurement delay or revenue by product group may appear clear, yet their data can span modules and use implementation-specific statuses, dates, quantities and accounting amounts. Without schema-aware checks, an analytically persuasive answer may remain weakly grounded in the ERP system.

This view is consistent with research on data valuation and digitization. KPIs create value only when they are defined and interpreted consistently (Vyhmeister et al., 2025), and responsible data use depends on meaning rather than volume alone (Murdzheva & Vlaychev, 2025). Validation is therefore a condition for converting enterprise data into credible performance knowledge.

2.2. Schema Awareness and Metadata Grounding

Schema awareness is the ability to reason over the actual database structure before producing a measurement. In ERP environments, it covers tables, columns, keys, module boundaries, status codes, dates and business descriptions. For AI-supported tools, this knowledge must be supplied through controlled metadata access rather than inferred from plausible field names.

Enterprise text-to-SQL research shows why this grounding is necessary. Long-tail schemas, abbreviations and organization-specific relationships remain difficult even for capable language models (P. B. Chen et al., 2024; A. Chen et al., 2025). Enterprise data-engineering studies similarly identify schema complexity and organizational semantics as persistent challenges (Bodensohn et al., 2025). Consequently, a query may be syntactically valid while calculating the wrong indicator.

Schema-aware validation checks whether the required objects exist, whether columns and joins support the proposed definition, whether status fields represent the intended event, and whether aggregation matches the managerial question. It constrains model flexibility with verifiable context. Retrieval and tool-connected methods ground generation in external evidence (Lewis et al., 2020; Schick et al., 2023); for ERP KPI analytics, the schema and approved business metadata are the primary grounding sources. These checks do not replace expert judgment, but they make outputs traceable and auditable.

2.3. SQL Verification and Controlled Data Access

The next validation function concerns the SQL used to calculate KPI values. Small errors in joins, filters, dates or aggregation can materially change a result. Research on translating Excel formulas into SQL Server illustrates the need to address function equivalence, data types, error handling, optimization and metadata management across calculation environments (Mihova & Marzovanova, 2024). Query validation must therefore cover both technical correctness and business semantics.

SQL verification is a governance function, not merely debugging. Read-only access is necessary but insufficient because an unrestricted SELECT statement may expose sensitive records, exceed the intended scope or consume excessive resources. Controls should include least-privilege credentials, approved objects, row- and column-level restrictions, masking, bounded result sets, timeouts and logging. The layer should also inspect joins, filters, date boundaries, aggregation and alignment with the approved KPI definition. Sensitive or official-reporting queries should require explicit approval.

Protocol-based integration can separate model reasoning from controlled system access. Agent-interoperability protocols standardize calls to external tools (Ehtesham et al., 2025), while MCP security research emphasizes permissions, tool validation and mitigation of unintended behavior (Narajala & Habler, 2025). For ERP analytics, the relevant principle is mediated access: predefined tools expose metadata, validate queries and execute only authorized operations, with logs and approval points providing an audit trail.

3. Governance and Practical Review Criteria

Data governance allocates authority, decision rights and accountability for data-related decisions (Khatri & Brown, 2010; Abraham et al., 2019). Schema-aware validation is treated here as one operational governance mechanism: it assigns checks, evidence, permissions and approval points to the path from ERP data to KPI use. It is not a complete enterprise data-governance framework.

3.1. Review Synthesis

The review identifies four functions. Schema and metadata grounding support technical and semantic correctness; SQL verification controls calculation and system access; human confirmation establishes managerial relevance; and interpretability connects results to provenance, assumptions and limitations. Table 1 summarizes their risks and review implications.

Table 1. Review focus for schema-aware validation in ERP-based KPI analytics

Validation focus	Risk addressed	Review implication
Schema and metadata grounding	Selection of incorrect ERP tables, weak joins, or indicators that do not correspond to available business objects.	KPI analytics should begin with controlled interpretation of tables, fields, relationships, and domain labels.
SQL verification	Syntactically valid but semantically unsafe queries, accidental broad access, or calculations that cannot be audited.	Generated queries require least-privilege read-only execution, object and data-scope restrictions, resource limits, logging, and traceable calculation rules.
Human confirmation	Technically plausible indicators that are not meaningful for managers, departments, or reporting responsibilities.	Validation should include approval points where business users can accept, revise, or reject an indicator before it is used.
Interpretability	Loss of trust when KPI values are returned without explanation, limitations, or connection to decision context.	Analytical outputs need short explanations that connect data provenance, calculation logic, and managerial meaning.

Source: Author's synthesis.

3.2. Operational Criteria for Applying the Validation Functions

Four cross-cutting criteria govern the application of these functions. Scope states what the layer can verify, such as object existence, permitted columns, query structure and approved joins, while recognizing that strategic usefulness requires human judgment. Traceability connects each KPI to its definition, query, source objects, filters and validation result. Together, these criteria prevent technical validation from being mistaken for complete business approval and allow the calculation to be reconstructed later.

Proportionality adjusts control to risk and intended use. Exploratory analysis may require schema matching and query checks, whereas official reporting may require approval, versioning and formal documentation. Feedback complements this control by explaining rejected queries or indicators, for example when a date field is unreliable, a join is unapproved or a status code is ambiguous. Repeated failures can then expose weaknesses in metadata, process documentation or reporting standards.

3.3. Human Confirmation and Managerial Interpretability

Technical validation is necessary but not sufficient. A computable KPI may use the wrong aggregation, duplicate an existing report, encourage undesirable behavior or ignore an operational constraint. Managers and domain experts must therefore confirm that the definition corresponds to a meaningful decision problem before the result enters performance evaluation.

Organizational-adoption research shows that digitization underperforms when technology is separated from processes and user readiness (Boyanov & Murdzheva, 2024). Human confirmation should therefore be embedded in established responsibilities and reporting cycles. Interpretability is equally important: users need the source objects, filters, aggregation rule, assumptions and limitations. Because fluent explanations can conceal weak grounding (Ji et al., 2023), explanatory text should be generated from the validated schema and query rather than from the KPI label alone.

Multi-agent specialization does not itself guarantee trustworthiness (Wooldridge, 2009; Yang et al., 2024). Evidence from coordinated multi-agent evaluation also indicates the importance of combining heterogeneous signals with explicit roles (Velkova & Kisimov, 2026). Accordingly, selection, quantification and explanation should each expose evidence that a user or auditor can review. This preserves accountability even when several agents or tools contribute to one KPI result.

3.4. Implications for Research and Practice

For research, the framework creates testable questions rather than only design recommendations. Comparative studies can measure how schema quality, validation depth and human review affect query errors, rejected KPI definitions, review time and user trust across ERP modules. Evaluation should distinguish syntactic correctness from semantic validity and should report both detected errors and valid requests rejected by overly restrictive controls. Longitudinal studies could also examine whether validation feedback improves metadata and reporting standards over time.

For practice, implementation can proceed incrementally. Organizations can begin with an approved metadata catalogue, versioned KPI definitions, least-privilege read-only access, query logging and an explicit approval step for sensitive or recurring indicators. Ownership should also be visible: data engineers maintain technical controls, ERP specialists validate process semantics, analysts manage calculation definitions and managers approve decision relevance. Monitoring recurrent failures then provides a practical agenda for data stewardship rather than treating each failed query as an isolated incident.

4. Discussion

The reviewed studies address complementary but usually separate concerns. KPI research emphasizes strategic relevance; enterprise text-to-SQL and data engineering emphasize schema and query correctness; protocol-security research emphasizes mediated access; and digitization and multi-agent research emphasize organizational adoption and oversight. The present synthesis integrates these concerns by distinguishing technical grounding from managerial acceptance. Neither a valid query nor a plausible explanation is sufficient evidence that a KPI is fit for organizational use.

Validation should be designed before broad deployment and applied throughout the workflow. Metadata constrains KPI definition, SQL checks constrain calculation, and user confirmation constrains acceptance. The level of control should remain proportional to decision impact: exploratory indicators can use lightweight checks, while recurring or official KPIs require versioned definitions, approvals and retained validation records. This approach supports incremental AI adoption without granting unrestricted access to critical ERP data.

Accountability remains organizational rather than residing in the model. Each result should identify its data source, calculation, validation status and approving role. Data engineers contribute schema and query knowledge, ERP specialists interpret module-specific states, analysts maintain reporting definitions, and managers judge decision relevance. The framework nevertheless has limits: it cannot guarantee strategic usefulness or correct incentives, and it depends on metadata quality. It should therefore complement data stewardship and managerial review rather than replace them.

5. Conclusion

This article examined schema-aware validation as a focused governance mechanism for ERP-based KPI analytics. Reliable outputs require metadata grounding, SQL verification, controlled access, human confirmation and interpretable explanation. Together, these functions connect technical calculation with managerial meaning.

The contribution is not a complete analytical architecture but a reviewable layer within AI-supported KPI management. Treating validation as a core design requirement allows organizations to use language-model flexibility while preserving auditability, accountability and alignment with business processes. Future work should test the framework across ERP modules, metadata qualities and reporting risks.

References

Abraham, R., Schneider, J., & vom Brocke, J. (2019). Data governance: A conceptual framework, structured review, and research agenda. International Journal of Information Management, 49, 424-438. https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.07.008

Badawy, M., Abd El-Aziz, A. A., Idress, A. M., Hefny, H., & Hossam, S. (2016). A survey on exploring key performance indicators. Future Computing and Informatics Journal, 1, 47-52.

Bodensohn, J. M., Brackmann, U., Vogel, L., Sanghi, A., & Binnig, C. (2025). Unveiling challenges for LLMs in enterprise data engineering. Proceedings of the VLDB Endowment, 19, 196-209.

Bommasani, R., Hudson, D. A., Adeli, E., Altman, R., Arora, S., von Arx, S., Bernstein, M. S., Bohg, J., Bosselut, A., Brunskill, E., et al. (2021). On the opportunities and risks of foundation models. arXiv:2108.07258.

Boyanov, L., & Murdzheva, A. (2024). Fulfilled and unfulfilled expectations for digitization [Original work in Bulgarian]. Innovative Information Technologies for Economy Digitalization, 121-130. https://www.unwe.bg/doi/iited/2024/IITED.2024.15.pdf

Brown, T., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J., Dhariwal, P., Neelakantan, A., Shyam, P., Sastry, G., Askell, A., et al. (2020). Language models are few-shot learners. Advances in Neural Information Processing Systems, 33, 1877-1901.

Chen, A., Bundele, M., Ahlawat, G., Stetz, P., Wang, Z., Fei, Q., Jung, D., Chu, A., Jayaraman, B., Panth, A., et al. (2025). Text-to-SQL for enterprise data analytics. arXiv:2507.14372.

Chen, P. B., Yang, D., Li, W., Wenz, F., Zhang, Y., Tatbul, N., Cafarella, M., Demiralp, C., & Stonebraker, M. (2024). BEAVER: An enterprise benchmark for text-to-SQL. arXiv:2409.02038.

Ehtesham, A., Singh, A., Gupta, G. K., & Kumar, S. (2025). A survey of agent interoperability protocols: Model Context Protocol (MCP), Agent Communication Protocol (ACP), Agent-to-Agent Protocol (A2A), and Agent Network Protocol (ANP). arXiv:2505.02279.

Ji, Z., Lee, N., Frieske, R., Yu, T., Su, D., Xu, Y., Ishii, E., Bang, Y. J., Madotto, A., & Fung, P. (2023). Survey of hallucination in natural language generation. ACM Computing Surveys, 55, 1-38.

Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (1992). The balanced scorecard: Measures that drive performance. Harvard Business Review, 70, 71-79.

Khatri, V., & Brown, C. V. (2010). Designing data governance. Communications of the ACM, 53(1), 148-152. https://doi.org/10.1145/1629175.1629210

Lewis, P., Perez, E., Piktus, A., Petroni, F., Karpukhin, V., Goyal, N., Kuttler, H., Lewis, M., Yih, W.-t., Rocktaschel, T., et al. (2020). Retrieval-augmented generation for knowledge-intensive NLP tasks. In Proceedings of the 34th Conference on Neural Information Processing Systems (pp. 9459-9474).

Milev, P. H. (2017). An assessment of information systems for the indexation and analysis of online publications. Business Management, 1. https://bm.uni-svishtov.bg/title.asp?title=622

Mihova, V., & Marzovanova, M. (2024). Analysis of representing Excel formulas in SQL Server database. In D. Velev & P. Zlateva (Eds.), Selected papers from the 12th International Conference on Application of Information and Communication Technology and Statistics in Economy and Education (ICAICTSEE - 2022) (pp. 131-135). University of National and World Economy. https://www.ceeol.com/search/chapter-detail?id=1329804

Murdzheva, A., & Vlaychev, N. (2025). The future of data: Utopia or dystopia? Innovative Information Technologies for Economy Digitalization, 20-28. https://www.unwe.bg/doi/iited/2025/IITED.2025.02.pdf

Narajala, V., & Habler, I. (2025). Enterprise-grade security for the Model Context Protocol (MCP): Frameworks and mitigation strategies. arXiv:2504.08623.

Schick, T., Dwivedi-Yu, J., Dessi, R., Raileanu, R., Lomeli, M., Hambro, E., Zettlemoyer, L., Cancedda, N., & Scialom, T. (2023). Toolformer: Language models can teach themselves to use tools. Advances in Neural Information Processing Systems, 36, 68539-68551.

Stefanov, G., & Kisimov, V. (2026). Multi-agent system for dynamic business KPI selection, evaluation and quantification based on Oracle EBS. Future Internet, 18(5), 268. https://doi.org/10.3390/fi18050268

Velkova, I. P., & Kisimov, V. S. (2026). Multi-agent intelligent system for dynamic predictive evaluation of national and regional labour markets in Bulgaria. Future Internet, 18(6), 309. https://doi.org/10.3390/fi18060309

Vyhmeister, E., Pietropaoli, B., Martinez Molina, A., Gonzalez-Ferreiro, M., Gonzalez-Castane, G., Arjona Aroca, J., & Visentin, A. (2025). Metrics, KPIs, and taxonomy for data valuation and monetisation: A systematic literature review. arXiv:2508.18331. https://doi.org/10.48550/arXiv.2508.18331

Wooldridge, M. (2009). An introduction to multiagent systems (2nd ed.). Wiley.

Yang, Y., Peng, Q., Wang, J., Wen, Y., & Zhang, W. (2024). LLM-based multi-agent systems: Techniques and business perspectives. arXiv:2411.14033. https://doi.org/10.48550/arXiv.2411.14033

ОТ СУРОВИТЕ ГРАДСКИ ДАННИ КЪМ ИНТЕЛИГЕНТНА SMART CITY СРЕДА

Гл. ас. д-р Емил Цанов[1]

Резюме: *Докладът проследява еволюцията на концепцията Smart City от дигитализацията на градските процеси към интегрирани, data-driven среди и Urban Digital Twin. Анализирани са основните технологични фактори на това развитие, като GIS, IoT, сензорни и комуникационни технологии, Edge/Cloud инфраструктура, AI и ML с акцент върху ролята им за наблюдение, анализ, прогнозиране и подпомагане на управленски решения. Систематизирани са шест основни направления за приложение на AI/ML в Smart City среда и е предложен приложен GIS модел за Human Sensing. Чрез AI/NLP свободно формулирани граждански сигнали се интерпретират семантично, пространствено се валидират спрямо GIS данни и се предоставят за административно диспечеризиране. Подходът е ориентиран към практически приложими Smart City решения за малки и средни градове с ограничена сензорна инфраструктура.*

Ключови думи: *Smart City; GIS; GeoAI; AI; ML; UDT; Human Sensing; IoT.*
JEL: O33, R58, L86

FROM RAW URBAN DATA TO AN INTELLIGENT SMART CITY ENVIRONMENT

Asst. Prof. Emil Tsanov, PHD

Abstract: *The conference paper traces the evolution of the Smart City concept from the digitalization of urban processes to integrated, data-driven environments and the Urban Digital Twin. The main technological factors of this development are analyzed, such as GIS, IoT, sensor and communication technologies, Edge/Cloud infrastructure, AI and ML with an emphasis on their role in monitoring, analysis, forecasting and supporting management decisions. Six main areas for the application of AI/ML in a Smart City environment are systematized and an applied GIS model for Human Sensing is proposed. Through AI/NLP, freely formulated citizen signals are interpreted semantically, spatially validated against GIS data and provided for administrative dispatching. The approach is oriented towards practically applicable Smart City solutions for small and medium-sized cities with limited sensor infrastructure.*

Key words*: Smart City; GIS; GeoAI; AI; ML; UDT; Human Sensing; IoT.*
JEL: O33, R58, L86

1. Въведение

Развитието на градската среда протича в условията на ускорена дигитализация, съвсем адекватно развиваща се на фона на усложняващите се инфраструктурните системи и постоянното нарастване на обема и разно-

[1] e.tsanov@uni-svishtov.bg, Стопанска академия „Д. А. Ценов“ - Свищов, БЪЛГАРИЯ

образието на данните в тях. Концепцията за умния град (Smart City) се развива от цифрово представяне на градски обекти и услуги към интегрирано използване на данни за наблюдение, анализ, прогнозиране и подпомагане вземането на управленски решения (Caragliu et al., 2011; Batty et al., 2012; Kitchin, 2014). Следователно „интелигентността“ на града не се определя едва ли не механично, отчитайки се броя на информационните системи и сензорите, а зависи от способността различни информационни източници да бъдат свързвани и интегрираната в тях информация да се превърне в обективно, текущо, от една страна, но и евристично, прогнозно, от друга, знание за реалните градски процеси.

Особено място в тази среда заемат географските информационни системи (GIS), тъй като значителна част от градските ресурси и събития имат пространствено измерение. GIS може да функционира не само като средство за картографска визуализация, а и като интеграционен слой, който свързва обект, състояние, събитие и аналитичен резултат за конкретната територия. Успоредно с това Интернетът на нещата (IoT), сензорите, комуникационните и облачните или периферни инфраструктури (Cloud/Edge) позволяват да се създаде динамично цифрово копие на реалния град, като при най-напредналите системи това води до изграждането на цялостен дигитален близнак на града (Urban Digital Twin) (Batty, 2018; Lei et al., 2023; Jeddoub et al., 2023).

Навлизането на изкуствения интелект (Artificial Intelligence, AI) и машинното обучение (Machine Learning,ML) добавя нови качествени аспекти в усъвършенстването на наблюдаемостта и евристичността. Пространствените, времевите и атрибутните данни могат да се използват за откриване на закономерности, прогнозиране, оптимизация, интерпретация на неструктурирана информация и подпомагане вземането на оперативни решения. Целта на доклада е да проследи тази еволюция, да систематизира технологичните предпоставки и основните AI/ML приложения и да представи ГИС-базиран модел за улавяне на човешките възприятия (Human Sensing), особено ефективно приложим за малкия град, в който специализираната сензорна инфраструктура навярно би била силно ограничена. Използвани са литературен и сравнителен анализ, систематизация и приложно архитектурно моделиране върху разработвана съвсем на начален етап уеб-ориентирана GIS-среда на община Свищов за управление на отпадъците (smart.svishtov.com).

2. Еволюция на концепцията Smart City в посока Urban Digital Twin

Първоначалната концепция за дигиталния град (Digital City) е насочена към създаването на цифрово подобие на реалната градска среда. За-

почва да се реализира чрез изграждане на електронни регистри, цифрови карти, уеб портали и силно ограничени и специализирани информационни услуги. Smart City надгражда тази основа, като търси обвързването на технологичната инфраструктура с идеите за повишаване на качеството на услугите, в синхрон с разбирането за устойчиво развитие, и особено значимото - създаване на по-добри условия за ефективно управление. Няма единна универсална дефиниция, нито задължителен набор от технологии, който един град трябва да притежава, но множество автори подчертават най-съществената и отличителна характеристика - способността данните да бъдат интегрирани и използвани за решаване на конкретни градски проблеми (Caragliu et al., 2011; Albino et al., 2015).

Следващият голям скок е преходът към град, който се управлява в реално време въз основа на събраните данни (data-driven city, real-time city). Сензори, мобилни устройства и автоматизирани информационни източници позволяват системите да отразяват и пазят информация, както по отношение на регистрирани минали процеси и събития, така и за текущото състояние на градската среда. По този начин и най-статичният регистър на един обект би започнал постепенно да се развива в посока нови и динамични процеси по наблюдение на неговото състояние. Kitchin (2014) свързва това с идеята за real-time city, но едновременно предупреждава, че поголемият обем данни сам по себе си не гарантира по-добро управление. Дори напротив, по този начин е възможно повишаване на проблематиката свързана със сигурността, собствеността върху данните и общия интегритет при прекомерната и разнородна технологичност.

Натрупването на исторически и текущи данни, обаче, позволява преход от наблюдение към анализ и прогнозиране. Ако традиционната система просто събира данни за това какво е регистрирано, то сензорно подпомаганата може да донесе информация за това какво точно се случва. Тогава би била възможна и реализацията и на последващите аналитична и прогнозна системи, които ще изследват и търсят отговори на това какво вероятно би могло да се случи и какви биха могли да бъдат най-адекватните действия в отговор на тези очаквания. И тези последователни надграждания не се явяват някакви формални степени на Smart City зрелост, а аналитични категории, които показват промяната във функционалната роля на данните - от представяне и свързване към наблюдение, анализ, прогнозиране и подпомагане вземането на решения.

Дигиталният близнак на града (Urban Digital Twin, UDT) представлява изключително високо ниво на интеграция, но той не трябва да се бърка с обикновена цифрова карта, GIS, 3D модел или просто някаква визуализация в реално време. UDT предполага динамична връзка между физическата и цифровата среда, интегриране на текущи данни, аналитични модели и възможности за симулиране на алтернативни сценарии. Ако GIS носи преди всичко информация за мястото на обектите и процесите, то real-time

системата носи информация за това какво се случва в точно определен момент. И едновременно с тях се създават условия да се добави нов модел – прогнозният, който ще се стреми да предвиди какво вероятно ще се случи в съвсем близко или по-далечно бъдеще. И накрая UDT ще развие този своеобразен жив организъм до степен, в която ще може да предскаже и какво би се случило, ако определени условия се променят (Batty, 2018; Lei et al., 2023). Реалните реализации обаче често остават по-близо до 3D градски модели с ограничена динамична интеграция, което налага внимателно използване на термина DT (Jeddoub et al., 2023).

Обобщавайки, тази еволюцията може да се разглежда като една аналитична последователност от развития в посока от дигитализация, към интегрирано свързване, наблюдение, анализ, прогнозиране, симулация и от там, подпомагане на действията и възможността за вземане на адекватни оперативни и стратегически решения, като именно промяната в начина, по който се използват данните е най-съществената страна на развитието, а не експоненциално нарастващата, количествената страна на внедрените технологии.

3. Технологични фактори за развитие на съвременен Smart City

Съвременният Smart City е резултат от технологична конвергенция. Дигитализацията създава цифровия информационен модел, а IoT и сензорите добавят динамично наблюдение. Осигурена е единна комуникационната инфраструктура за пренос, добавена е Edge/Cloud среда с изчислителния ресурс и приложни програмни интерфейси (API) към пространственото съдържание в GIS и AI/ML технологията за анализ, прогнозиране и осигуряване на най-съвременна форма за интерпретации. Следователно, стойността не възниква от отделната технология, а от свързването им в единен и интегриран информационен процес.

IoT е ключов за прехода от статичен към динамичен информационен модел. Сензорът измерва физическа величина, устройството може да комбинира сензори, процесор и комуникационен модул, а IoT инфраструктурата свързва устройствата с информационните услуги. При двупосочна комуникация към наблюдението се добавят и изпълнителни механизми, което създава предпоставки за Digital Twin (Zanella et al., 2014). Разпределената обработка между Edge и Cloud позволява част от анализа да бъде извършван близо до източника, а по-сложните задачи, централизирано.

Съществен проблем е хетерогенността на градските информационни системи. Различни бази данни, протоколи, информационни модели и доставчици могат да създадат отделни неразчитаеми и неинтегрируеми бази данни. В този смисъл стандартите и геопространствените интерфейси имат критична роля за обмяна и повторно използване на данните (Chaturvedi &

Kolbe, 2019). За Smart City GIS е особено важен, защото пространственото местоположение позволява различни предметни данни да бъдат съпоставяни: състояние на инфраструктурен обект, граждански сигнал, транспортно средство или ограничение в уличната мрежа могат да придобият общ аналитичен смисъл на единност и съвместна повлияемост, когато са поставени в една и съща пространствена среда.

Постоянното нарастване на обема, скоростта и разнообразието на градската информация води до появата на големите градски данни (Urban Big Data). Натрупват се регистри, карти, сензорни измервания, времеви редове, изображения, видеопотоци, мобилни и граждански данни. Връзката може да бъде формулирана като: IoT произвежда наблюдения, а информационната инфраструктура ги интегрира и съхранява, докато в същото време, паралелно, AI/ML извлича закономерности (Allam & Dhunny, 2019). ML позволява от исторически и текущи данни да се моделират зависимости, да се извършват класификация, прогнозиране, клъстеризация и откриване на аномалии, докато AI ще обхваща много повече процеси, като най-важното тук е, че може да разбира човешки език (Natural Language Processing, NLP), да "вижда" и разпознава обекти (Computer Vision), да разсъждава логически и да планира действия, при това, едновременно.

Географският изкуствен интелект (GeoAI) е изключително важен за градската среда, тъй като той свързва геоинформационните достижения с технологиите на бъдещето. Пространственото положение не е просто допълнителен атрибут: близостта, съседството. Пространствените клъстери и пространствено-времевите зависимости могат да бъдат съществени за самия модел - за да може към кога и какво се е случило да се добави и информация къде точно е върху картата, а резултатът от AI анализа да може да бъде валидиран и използван директно в GIS (Wang et al., 2024). Генеративният интелект (Generative AI) допълнително позволява естественият език да се превърне в интерфейс към структурираните градски данни, без да отменя необходимостта от формална валидация.

В технологично отношение това сливане представлява многопластов процес на трансформация. Той започва с дигитализацията и улавянето на първични данни (sense), които се свързват и интегрират в обща среда. Върху тази основа се извършва географско локализиране и последващ анализ, които захранват процесите на машинно обучение и симулиране на сценарии. Крайният резултат от този аналитичен цикъл е осигуряването на надеждна подкрепа при вземането на управленски решения. За малките градове това не означава необходимост от всеобхватна и скъпа сензорна инфраструктура. По-реалистичен е модулен модел, който използва налични, ако било те и минимални, административни и GIS данни и постепенно добавяне на нови източници и аналитични способности според конкретните потребности.

4. Съвременни направления за AI/ML подпомагане на Smart City процесите

AI и ML променят начина, по който градските данни се използват, превръщайки ги в закономерности, които от своя страна формулират прогноза, а прогнозата се следва от алтернативи за предприемане на възможни действия. За целите на доклада основните приложения могат да бъдат систематизирани в шест взаимосвързани направления (Wolniak & Stecuła, 2024).

Първото е прогнозното моделиране на градски процеси. ML може да прогнозира транспортни потоци, потребление на енергия и вода, замърсяване, паркиране, натоварване на услуги и количество отпадъци. При наличие на пространствен компонент прогнозата придобива едновременно времева и географска характеристика. Например запълване на контейнер в исторически отрязък от време, тип контейнер, район, сезон и календарни характеристики могат да се използват за оценка на бъдеща необходимост от обслужване.

Второто направление е интелигентната оптимизация на ресурси и маршрути. Прогнозата може да служи за планиране, като ML ще определи кои обекти вероятно ще изискват обслужване, GIS ще опише пространствените им отношения и мрежовата достъпност, а оптимизационният алгоритъм ще определи подходящата последователност на посещение. Същият принцип може да се прилага при транспорт, аварийни екипи, снегопочистване, логистика, както и за определяне на подходящото разположение на нови обществени обекти, свързани с конкретната градска дейност.

Третото направление е откриването на аномалии и прогнозната поддръжка. Вместо проблемът да бъде регистриран едва след възникване на повреда или несъответствие, AI моделът може да открива необичайно поведение - рязка промяна в потребление, нетипично сензорно показание, необичайно бързо запълване или признаци за деградация на инфраструктурен обект. В GIS резултатът ще може да се анализира пространствено, за да се проследи предполагаема клъстеризация на обекти с повишен риск от деградация.

Четвъртото направление е AI базираното възприемане на градската среда. Computer Vision превръща изображенията и видеото в семантичен информационен източник, служещ за разпознаване на дефекти в настилка, пътни знаци, свободни паркоместа, замърсяване, отпадъци или увредени инфраструктурни елементи и всичко това маркирано върху GIS позиции на съответния картов слой.

Петото направление е интелигентното взаимодействие с гражданите. NLP и Generative AI позволяват потребителят да формулира намерението си на естествен език, а системата да го преобразува в формална GIS или информационна заявка. AI може да структурира свободно подадени граж-

дански сигнали, извличайки обект, събитие, топоним, приоритет и други характеристики.

Шестото направление е персонализираното пространствено обслужване и AI управляемо вземане на решение. За гражданина това означава контекстни препоръки според местоположение, време, интереси и достъпност, докато за администрацията - синтезиране на множество показатели в оценка или препоръка, включително пространствени алтернативи и сценарии.

Human Sensing като приложен GIS модел

Разсъждаваме върху един съществен нюанс на сензорността, а именно Human Sensing - процесът на подпомагане и допълване на техническата сензорност чрез наблюденията на гражданите. Концепцията „гражданите като сензори“ (Citizens as Sensors) се основава на виждането, че хората могат да бъдат източник на ценна пространствена информация за събития, които липсват в автоматичните измервания или трудно се формализират чрез технически датчик (Goodchild, 2007; Doran et al., 2013). Това е особено приложимо при малки общини, където мащабна IoT инфраструктура може да бъде икономически неоправдана. В свое изследване Кърин и съавтори (Currin et al., 2022) доказват, че сигналите от граждани, написани като свободен текст, могат успешно да се обработват чрез езикови технологии (NLP) и местна база от знания (local ontology). Така те автоматично се превръщат в структурирани данни за нуждите на администрацията.

В разработваната GIS среда за община Свищов моделът включва публичен формуляр за свободен граждански сигнал и административен диспечерски GIS модул. При съобщение „Някой счупи контейнера на Янтра“ AI/NLP не трябва да измисля координати, а да извлече семантиката: обект - контейнер; събитие - повреда; топоним - „Янтра“. Следващата стъпка е детерминистична ГИС проверка (deterministic GIS validation): локалната база разрешава топонима до ул. „Янтра“ в с. Козловец, проверява наличните GIS обекти и при еднозначно съвпадение визуализира сигнал върху картата. При неоднозначност системата предлага възможни подобни/близки обекти и оставя потвърждението на диспечера. По този начин архитектурата следва принципа: осмисляне на текста чрез изкуствен интелект (AI semantic interpretation) плюс географско обвързване на данните (GIS spatial grounding) и плюс човешки контрол (human-in-the-loop). (Melo & Martins, 2017).

При натрупване на сигнали оперативният механизъм постепенно създава пространствено-времеви набор от данни. Той може да се използва за откриване на повтарящи се проблеми, пространствени клъстери, сезонни закономерности и впоследствие за обучение на ML модели. Изследванията

върху 311 service requests[2] показват, че структурата на гражданските сигнали може да носи значима информация за характеристиките на градските райони (Wang et al., 2017). Става ли дума за човешка намеса обаче, необходимо е да се отчита и т. нар. пространственото пристрастие - тенденцията у хората, да отдават неоправдано предпочитание, тежест или внимание на определени географски места или пространствени посоки за сметка на други, а от тук и съобразяването с вероятността липсата на сигнал да не се приема еднозначно като доказателство за липса на проблем.

Този подход показва един лесно приложим на практика процес, който преминава през гражданско наблюдение, разбиране на смисъла чрез AI/NLP и GIS проверка, за да доведе до реакция от страна на администрацията, натрупване на данни и последващ пространствен и машинен анализ. Така гражданинът се превръща от пасивен потребител в активен информационен елемент на Smart City, без Human Sensing да се представя като универсален заместител на техническите сензори.

5. Изводи

1. Развитието на Smart City е преди всичко функционална еволюция на ролята на данните - от цифрово представяне и обмен към наблюдение, анализ, прогнозиране, симулация и подпомагане на действия.

2. Urban Digital Twin представлява висока степен на интеграция, но не е синоним на GIS или 3D модел. Неговата същност е динамичната връзка между физическа и цифрова среда и възможността за анализ и симулиране на сценарии.

3. Съвременният Smart City е резултат от конвергенцията на дигитализация, IoT, комуникационна и изчислителна инфраструктура, стандарти, GIS и AI/ML. GIS има хоризонтална роля, защото осигурява пространствената свързаност на данните от различни предметни области.

4. AI/ML внасят най-съществено ново качество чрез прогнозиране, оптимизация, откриване на аномалии, автоматична интерпретация на изображения и текст, персонализирани услуги и подпомагане на управленски решения.

5. Human Sensing е практически приложим допълващ информационен слой за градове с ограничена техническа осигуреност със сензори. Свободният граждански текст може чрез NLP да бъде структуриран, а чрез GIS, пространствено валидиран и свързан с конкретен градски обект.

[2] „311 service requests“ е американският стандарт за гореща линия/платформа за подаване на сигнали към общината за неспешни проблеми (дупки, боклук, осветление). На български терминът няма директен аналог, затова „платформи за градски сигнали“ е най-точното функционално описание.

6. За малките и средните градове е реалистичен модулен Smart City модел: отделни GIS и AI функции да се внедряват около конкретни административни потребности, а натрупваните данни постепенно да формират основа за по-сложен пространствен и ML анализ.

6. Заключение

Съвременният Smart City е резултат от продължително технологично и функционално усложняване на цифровото представяне на града, като от електронни регистри и карти развитието достига до интегрирани среди, които съчетават динамични наблюдения, пространствен контекст, исторически данни, аналитични модели и механизми за подпомагане вземането на решения.

Особено значима е връзката AI-GIS. Интелигентната интерпретация става управленски полезна, когато е обвързана с конкретен обект, място, момент и административен процес, като по този начин се осигурява едно по-аналитично и евристично използване на градската информация - от регистриране на проблема към прогнозиране и оценяване на алтернативи.

За малките градове подобно развитие не изисква задължително силен технологичен мащаб. Предложеният Human Sensing модел показва как налична уеб-ориентирана GIS среда и граждански генерирани данни могат да формират практически работещ интелигентен процес започващ и завършващ с човека. Натрупването на пространствено и семантично структурирани събития създава база за бъдещ анализ и ML модели. По този начин устойчивият път към Smart City може да намери израз в последователното изграждане на информационно свързани компоненти, които решават конкретни градски проблеми и едновременно създават основа за следващо ниво на интеграция.

Използвани източници

Albino, V., Berardi, U., & Dangelico, R. M. (2015). Smart Cities: Definitions, Dimensions, Performance, and Initiatives. Journal of Urban Technology, 22(1), 3-21. https://doi.org/10.1080/10630732.2014.942092

Allam, Z., & Dhunny, Z. A. (2019). On big data, artificial intelligence and smart cities. Cities, 89, 80-91. https://doi.org/10.1016/j.cities.2019.01.032

Batty, M. (2018). Digital twins. Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science, 45(5), 817-820. https://doi.org/10.1177/2399808318796416

Batty, M., Axhausen, K. W., Giannotti, F., Pozdnoukhov, A., Bazzani, A., Wachowicz, M., Ouzounis, G., & Portugali, Y. (2012). Smart cities of the future. The European Physical Journal Special Topics, 214, 481-518. https://doi.org/10.1140/epjst/e2012-01703-3

Caragliu, A., Del Bo, C., & Nijkamp, P. (2011). Smart Cities in Europe. Journal of Urban Technology, 18(2), 65-82. https://doi.org/10.1080/10630732.2011.601117

Chaturvedi, K., & Kolbe, T. H. (2019). Towards Establishing Cross-Platform Interoperability for Sensors in Smart Cities. Sensors, 19(3), 562. https://doi.org/10.3390/s19030562

Currin, A., Flowerday, S., de la Rey, E., van der Schyff, K., & Foster, G. (2022). A smart city qualitative data analysis model: Participatory crowdsourcing of public safety reports in South Africa. The Electronic Journal of Information Systems in Developing Countries, 88(6), e12232. https://doi.org/10.1002/isd2.12232

Doran, D., Gokhale, S., & Dagnino, A. (2013). Human Sensing for Smart Cities. Proceedings of ASONAM 2013, 1323-1330. https://doi.org/10.1145/2492517.2500240

Goodchild, M. F. (2007). Citizens as sensors: The world of volunteered geography. GeoJournal, 69, 211-221. https://doi.org/10.1007/s10708-007-9111-y

Jeddoub, I., Nys, G.-A., Hajji, R., & Billen, R. (2023). Digital Twins for cities: Analyzing the gap between concepts and current implementations with a specific focus on data integration. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 122, 103440. https://doi.org/10.1016/j.jag.2023.103440

Kitchin, R. (2014). The real-time city? Big data and smart urbanism. GeoJournal, 79, 1-14. https://doi.org/10.1007/s10708-013-9516-8

Lei, B., Janssen, P., Stoter, J., & Biljecki, F. (2023). Challenges of urban digital twins: A systematic review and a Delphi expert survey. Automation in Construction, 147, 104716. https://doi.org/10.1016/j.autcon.2022.104716

Melo, F., & Martins, B. (2017). Automated Geocoding of Textual Documents: A Survey of Current Approaches. Transactions in GIS, 21(1), 3-38. https://doi.org/10.1111/tgis.12212

Wang, L., Qian, C., Kats, P., Kontokosta, C., & Sobolevsky, S. (2017). Structure of 311 service requests as a signature of urban location. PLOS ONE, 12(10), e0186314. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0186314

Wang, S., Huang, X., Liu, P., Zhang, M., Biljecki, F., Hu, T., Fu, X., Liu, L., Liu, X., Wang, R., et al. (2024). Mapping the landscape and roadmap of geospatial artificial intelligence (GeoAI) in quantitative human

geography: An extensive systematic review. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 128, 103734. https://doi.org/10.1016/j.jag.2024.103734

Wolniak, R., & Stecuła, K. (2024). Artificial Intelligence in Smart Cities—Applications, Barriers, and Future Directions: A Review. Smart Cities, 7(3), 1346-1389. https://doi.org/10.3390/smartcities7030057

Zanella, A., Bui, N., Castellani, A., Vangelista, L., & Zorzi, M. (2014). Internet of Things for Smart Cities. IEEE Internet of Things Journal, 1(1), 22-32. https://doi.org/10.1109/JIOT.2014.2306328

ДИГИТАЛНИТЕ ДВОЙНИЦИ КАТО ИНСТРУМЕНТ ЗА РАЗВИТИЕ НА ИНДУСТРИАЛНИТЕ ПРЕДПРИЯТИЯ

Гл. ас. д-р Ивайло Костов[1]

Резюме: *Настоящата публикация разглежда дигиталните двойници като съвременен инструмент за развитие и трансформация на индустриалните предприятия в условията на Индустрия 4.0. Анализирани са същността, основните характеристики и приложните аспекти на дигиталните двойници, както и тяхната роля за оптимизиране на производствените процеси, повишаване на ефективността и подобряване на управленските решения. Специално внимание е отделено на взаимодействието между дигиталните технологии, автоматизацията и изкуствения интелект като фактори за повишаване конкурентоспособността и иновационния потенциал на съвременните индустриални организации.*

Ключови думи: *дигитални двойници, Индустрия 4.0, дигитална трансформация, интелигентно производство, изкуствен интелект, индустриални предприятия*

JEL: O14, O31, L23, M11

DIGITAL TWINS AS A TOOL FOR THE DEVELOPMENT OF INDUSTRIAL ENTERPRISES

Head Assistant Professor Ivaylo Kostov, PhD.

Abstract: *This publication examines digital twins as a modern tool for the development and transformation of industrial enterprises in the context of Industry 4.0. The essence, main characteristics and application aspects of digital twins are analyzed, as well as their role in optimizing production processes, increasing efficiency and improving management decisions. Special attention is paid to the interaction between digital technologies, automation and artificial intelligence as factors for increasing the competitiveness and innovation potential of modern industrial organizations.*

Key words*: digital twins, Industry 4.0, digital transformation, smart manufacturing, artificial intelligence, industrial enterprises*

JEL: O14, O31, L23, M11

1. Въведение

Дигиталната трансформация се утвърждава като ключов фактор за развитието на индустриалните предприятия, стимулирана от глобалната конкуренция, нарастващите изисквания на потребителите и необходимостта от устойчиво използване на ресурсите. В условията на Индустрия 4.0 цифровизацията надхвърля автоматизацията на отделни процеси и се превръща в стратегическа основа за изграждането на интелигентни, взаимосвързани и адаптивни производствени системи, базирани на киберфизичес-

[1] i.kostov@uni-svishtov.bg, С. А. „Д. А. Ценов“

ки системи, Интернет на нещата (IoT), Big Data, облачни технологии и изкуствен интелект (Rosen et al., 2015; Wang et al., 2023).

Сред водещите технологии на Индустрия 4.0 особено място заемат дигиталните двойници (Digital Twins) – динамични виртуални модели на физически обекти, процеси или цели предприятия, които обменят данни със своите реални аналози в реално време. Това им позволява не само да отразяват текущото състояние на производството, но и да прогнозират бъдещи състояния, да симулират различни сценарии и да подпомагат управленското вземане на решения (Grieves, 2014; Grieves & Vickers, 2017). Благодарение на развитието на комуникационните технологии, облачните изчисления и изкуствения интелект, приложението им се разширява от инженерното проектиране към управление на производствени линии, прогнозна поддръжка, контрол на качеството, логистика и управление на ресурсите (Glaessgen & Stargel, 2014; Tao et al., 2019).

Интеграцията на дигиталните двойници с IoT, изкуствен интелект и анализ на големи данни създава предпоставки за преминаване от реактивно към проактивно управление, основано на непрекъснат мониторинг, прогнозиране и оптимизация. Освен повишаване на производствената ефективност и конкурентоспособността, технологията подпомага устойчивото развитие чрез оптимизиране на потреблението на ресурси и намаляване на екологичния отпечатък, което съответства на европейските политики за цифров и зелен преход (European Commission, 2021; European Commission, 2025).

Настоящото изследване разглежда дигиталните двойници като стратегически инструмент за развитие на индустриалните предприятия. То има за цел да анализира тяхната същност, приложение и принос за повишаване на ефективността, иновационния потенциал и конкурентоспособността на производствените организации. Методологичната основа включва системен и сравнителен анализ, качествен анализ на съдържанието и интегративен литературен преглед на фундаментални и съвременни изследвания в областта на дигиталните двойници и интелигентното производство

2. Възникване, развитие и същност на концепцията за дигиталните двойници

Концепцията за дигиталните двойници се утвърждава като една от ключовите технологии за развитие на Индустрия 4.0 и цифровата трансформация на индустриалните предприятия. Тя възниква като развитие на инженерните виртуални модели, използвани в аерокосмическата индустрия за анализ, симулация и прогнозиране на поведението на сложни технически системи. Основната разлика между традиционните модели и съвре-

менните дигитални двойници се състои в наличието на непрекъснат обмен на данни между физическия обект и неговото виртуално представяне.

Съвременната концепция за дигиталния двойник се свързва с Michael Grieves, който въвежда термина в контекста на управлението на жизнения цикъл на продукта (Product Lifecycle Management – PLM). Според него дигиталният двойник представлява виртуално представяне на физически продукт, което се актуализира чрез обмен на информация и подпомага вземането на управленски решения (Grieves, 2014). По-късно Grieves и Vickers (2017) разширяват концепцията, определяйки дигиталния двойник като система от взаимосвързани информационни модели, които описват физическия обект през целия му жизнен цикъл.

Значителен принос за развитието на теорията имат Glaessgen и Stargel (2014), които разглеждат дигиталния двойник като мултифизичен и многомащабен симулационен модел, способен да прогнозира поведението на сложни технически системи и да подпомага тяхната поддръжка. Впоследствие развитието на Интернет на нещата (IoT), изкуствения интелект, машинното обучение и облачните технологии превръща дигиталните двойници от средства за моделиране в интелигентни информационни системи за анализ, прогнозиране и автоматизирано управление (Tao et al., 2019; Fuller et al., 2020).

В научната литература все още не съществува единно определение за дигитален двойник, но повечето автори се обединяват около няколко основни характеристики. Дигиталният двойник представлява динамичен виртуален модел на физически обект, процес или система, който се актуализира в реално време чрез данни от сензори и свързани устройства. Неговите основни функции включват мониторинг, симулация, прогнозиране на бъдещи състояния и подпомагане на управленските решения. Чрез алгоритми за изкуствен интелект и машинно обучение той може да се самообучава и да подобрява точността на своите прогнози (Wang et al., 2023).

Един от най-широко използваните подходи за разграничаване на различните форми на цифрово представяне е предложен от Kritzinger et al. (2018). Авторите определят три основни нива: дигитален модел, дигитална сянка и дигитален двойник. Дигиталният модел представлява статично цифрово описание на физически обект без автоматичен обмен на информация. Дигиталната сянка позволява автоматично еднопосочно предаване на данни от физическия към виртуалния модел, което осигурява наблюдение в реално време. Дигиталният двойник представлява най-високото ниво на развитие, при което съществува двупосочна комуникация между физическия и виртуалния обект, позволяваща анализ, прогнозиране и автоматизирано управление. По този начин дигиталните двойници се превръщат в интегрираща технология на интелигентното предприятие, която обединява данни, моделиране, симулации и изкуствен интелект. Тяхното значение се определя не само от способността им да възпроизвеждат съществуващи

системи, но и от възможността да подпомагат оптимизацията, превантивната поддръжка и стратегическото управление на индустриалните процеси.

3. Архитектура, характеристики и приложение на дигиталните двойници за развитие на интелигентното предприятие

Един от най-разпространените модели за архитектурата на дигиталния двойник е петизмерният модел на Tao et al. (2019), включващ физически обект, виртуален модел, данни, услуги и комуникационни връзки. Чрез сензори, IIoT устройства и информационни системи физическите процеси генерират данни, които се анализират и използват за мониторинг, диагностика, прогнозна поддръжка и вземане на управленски решения. Интеграцията с ERP, MES, SCADA и PLM системи превръща дигиталния двойник в цялостна цифрова платформа за управление на предприятието (Tao et al., 2019).

Основните характеристики на дигиталните двойници са динамичност, работа в реално време, двупосочна комуникация, прогнозни възможности, самообучение и висока степен на интеграция с корпоративните информационни системи (Grieves & Vickers, 2017). Чрез изкуствен интелект и машинно обучение те могат да откриват зависимости в производствените данни, да прогнозират бъдещи състояния и да подпомагат автоматизираното вземане на решения. Развитието на когнитивните дигитални двойници разширява тези възможности чрез комбиниране на данни, знания и интелигентни алгоритми (Zheng et al., 2022).

В условията на Индустрия 4.0 дигиталните двойници се превръщат в основа на интелигентното предприятие, като интегрират производствени, инженерни, логистични и управленски процеси в единна цифрова екосистема. Те позволяват моделиране и оценяване на различни сценарии преди тяхното реално внедряване, оптимизиране на производствените процеси, идентифициране на тесни места и преминаване от реактивна към прогнозна поддръжка чрез анализ на показатели като температура, вибрации, натоварване и енергопотребление (Su et al., 2024).

Приложението на дигиталните двойници обхваща също разработването на нови продукти, виртуалното тестване на конструктивни решения, управлението на качеството и оптимизирането на логистичните потоци. Чрез мониторинг на ресурсите, енергопотреблението и отпадъците те подпомагат устойчивото развитие и цифровия и зеления преход на индустриалните предприятия (European Commission, 2021). Поради това дигиталните двойници се разглеждат не само като технологичен инструмент, а като стратегическа платформа за организационна трансформация, основана на управление чрез данни, развитие на дигитални компетентности и изграждане на конкурентоспособни и устойчиви интелигентни предприятия.

4. Основни области на приложение, ползи, предизвикателства и перспективи пред дигиталните двойници в индустриалните предприятия

Основно приложение на дигиталните двойници е в проектирането и разработването на продукти, където чрез виртуално моделиране и симулации се анализира поведението на изделията, откриват се конструктивни недостатъци и се съкращава времето за разработване на нови продукти (Tao et al., 2019). В производството те подпомагат мониторинга в реално време, оптимизирането на технологичните процеси, откриването на тесни места и изграждането на по-гъвкави и адаптивни производствени системи (Tao et al., 2019; Su et al., 2024).

Дигиталните двойници намират широко приложение и в прогнозната поддръжка и управлението на качеството. Чрез анализ на данни от сензори те позволяват ранно откриване на повреди, намаляване на непланираните престои, удължаване жизнения цикъл на оборудването и предотвратяване на производствени дефекти. В логистиката и управлението на веригите на доставки технологията подпомага проследяването и оптимизацията на материалните потоци, както и оценката на различни сценарии за повишаване на устойчивостта на предприятията. Тя допринася и за енергийна ефективност чрез анализ на потреблението на ресурси и оптимизиране на производствените операции (European Commission, 2021; European Commission, 2025).

Интеграцията на дигиталните двойници с изкуствения интелект разширява техните възможности чрез машинно обучение, прогнозен анализ и автоматизирано вземане на решения. Когнитивните дигитални двойници създават предпоставки за интелигентно управление на производствените системи и по-ефективно използване на наличните данни (Zheng et al., 2022). Основните ползи от внедряването им са свързани с повишаване на производителността, намаляване на разходите, подобряване качеството на продукцията и ускоряване на иновационните процеси.

Въпреки значителния потенциал, внедряването на дигитални двойници е свързано с предизвикателства като липса на оперативна съвместимост, проблеми със сигурността и качеството на данните, високи инвестиционни разходи и недостиг на специалисти с цифрови компетентности (Wang et al., 2023; Jørgensen & Ma, 2025). Бъдещото развитие на технологията се свързва с интеграцията ѝ с генеративен изкуствен интелект, Edge Computing, 5G/6G технологии и концепциите на Индустрия 5.0. По този начин дигиталните двойници се превръщат в стратегически инструмент за повишаване на конкурентоспособността, устойчивостта и иновационния потенциал на индустриалните предприятия.

5. Заключение

Дигиталната трансформация на индустриалните предприятия е сред основните фактори за развитието на съвременната индустрия. В условията на Индустрия 4.0 производствените системи се превръщат в интелигентни и взаимосвързани екосистеми, в които данните, автоматизацията и изкуственият интелект се използват като стратегически ресурси за повишаване на ефективността и конкурентоспособността. В този контекст дигиталните двойници се утвърждават като ключова технология, осигуряваща динамична връзка между физическите обекти и техните виртуални модели.

За разлика от традиционните цифрови модели, дигиталният двойник представлява динамична информационна среда, която събира, обработва и анализира данни в реално време. Чрез двупосочна комуникация между физическия и виртуалния свят той позволява мониторинг, диагностика, прогнозиране и оптимизация на производствените процеси.

Интеграцията на дигиталните двойници с технологии като индустриален Интернет на нещата (IIoT), киберфизически системи, облачни изчисления, големи данни и изкуствен интелект създава нов модел на управление на индустриалните предприятия. Основните им приложения са свързани с оптимизацията на производството, прогнозната поддръжка, подобряването на качеството, енергийната ефективност и по-ефективното използване на ресурсите.

Внедряването на дигитални двойници води до намаляване на производствените рискове, непланираните престои и разходите, като същевременно повишава производителността и устойчивостта на предприятията. Наред с технологичните предимства, те стимулират управлението, основано на данни, и изискват развитие на нови компетентности. Основните предизвикателства са свързани с необходимостта от инвестиции, интеграцията със съществуващи системи, киберсигурността и недостига на квалифицирани специалисти.

Бъдещото развитие на дигиталните двойници ще бъде свързано с напредъка на изкуствения интелект, Edge Computing, 5G/6G комуникациите и концепцията за Индустрия 5.0. Те ще продължат да се развиват като стратегически инструмент за изграждане на по-интелигентни, устойчиви и конкурентоспособни индустриални предприятия.

Използвани източници

European Commission. (2021). 2030 Digital Compass: The European way for the Digital Decade. Publications Office of the European Union.

European Commission. (2021). Updating the 2020 New Industrial Strategy: Building a stronger Single Market for Europe's recovery. Publications Office of the European Union.

European Commission. (2025). Destination Earth (DestinE) - digital model of the earth. [Online] Available at: https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/policies/destination-earth?utm_source=chatgpt.com [Accessed 19 March 2026].

Fuller, A., Fan, Z., Day, C., & Barlow, C. (2020). Digital Twin: Enabling technologies, challenges and open research. *IEEE Access*, 8, 108952–108971. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2998358

Glaessgen, E., & Stargel, D. (2014). The digital twin paradigm for future NASA and U.S. Air Force vehicles. 53rd AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics and Materials Conference. https://doi.org/10.2514/6.2012-1818

Grieves, M. (2014). Digital twin: Manufacturing excellence through virtual factory replication. White Paper, Florida Institute of Technology.

Grieves, M., & Vickers, J. (2017). Digital twin: Mitigating unpredictable, undesirable emergent behavior in complex systems. In F.-J. Kahlen, S. Flumerfelt, & A. Alves (Eds.), Transdisciplinary perspectives on complex systems (pp. 85–113). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-38756-7_4

Jørgensen, B. N. & Ma, Z. G. (2025). Digital Twin of the European Electricity Grid: A Review of Regulatory Barriers, Technological Challenges, and Economic Opportunities. *Applied Sciences*, 15(12), 9 June, pp. 1-32.

Kritzinger, W., Karner, M., Traar, G., Henjes, J., & Sihn, W. (2018). Digital Twin in manufacturing: A categorical literature review and classification. *IFAC-PapersOnLine*, 51(11), 1016–1022. https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2018.08.474

Su, C. et al. (2024). Knowledge-based digital twin system: Using a knowlege-driven approach for manufacturing process modeling. *Computers in Industry*, Volumes 159–160, August.

Tao, F. e. a. (2019). Digital twin-driven product design framework. International Journal of Production Research, 57(12), p. 3935–3953.

Wang, Y. et al. (2023). A Survey on Digital Twins: Architecture, Enabling Technologies, Security and Privacy, and Future Prospects. *Cryptography and Security*, 31 January.

Zheng, X., Lu, J. & Kiritsis, D. (2022). The emergence of cognitive digital twin: vision, challenges and opportunities. *International Journal of Production Research*, 60(24), p. 7610–7632.

ЕЛЕКТРОННИЯТ БИЗНЕС В БЪЛГАРИЯ В КОНТЕКСТА НА ЕВРОПЕЙСКИЯ СЪЮЗ: АНАЛИЗ НА ДИГИТАЛНОТО ИЗОСТАВАНЕ И НЕГОВИТЕ СТРУКТУРНИ ДЕТЕРМИНАНТИ

гл. ас. д-р Иван Маринов[1]

Резюме: *Докладът анализира дигиталното изоставане на България в електронния бизнес спрямо ЕС. Установява се, че ограничението не е мрежовата инфраструктура, а приложният слой на дигитализация: технологичното усвояване, дигиталните умения и доверието в онлайн средата.*

Ключови думи: *електронен бизнес, дигитална трансформация, дигитална интензивност, МСП, България, Европейски съюз*

JEL: L81, O33, M15

ELECTRONIC BUSINESS IN BULGARIA IN THE CONTEXT OF THE EUROPEAN UNION: AN ANALYSIS OF THE DIGITAL GAP AND ITS STRUCTURAL DETERMINANTS

Head Assist. Prof. Ivan Marinov, PhD

Abstract: *The report analyzes Bulgaria's digital lag in e-business compared to the EU. It finds that the limitation is not the network infrastructure, but the application layer of digitalization: technological adoption, digital skills, and trust in the online environment.*

Key words*: e-business, digital transformation, digital intensity, SMEs, Bulgaria, European Union*

JEL: L81, O33, M15

1. Въведение

Навлизането на дигиталните технологии трансформира начина, по който предприятията създават, предоставят и извличат стойност, променяйки бизнес процесите, организационните способности и моделите за създаване на стойност. Дигиталната трансформация се утвърждава като стратегически фактор за повишаване на конкурентоспособността, развитието на нови бизнес модели и изграждането на устойчиви конкурентни предимства, което обуславя и нарастващото значение на инвестициите в дигитални технологии (Paul и др., 2024). Тази тенденция се засилва още повече по време на пандемията COVID-19 и действа като мощен катализатор, принуждавайки предприемачите да ускорят внедряването и развитието на електронни канали за продажби, дистанционни модели на

[1] i.marinov@uni-svishtov.bg, СА „Д. А. Ценов“ – Свищов

работа и дигитални инструменти за сътрудничество (Hanelt и др., 2021; Cosa, 2024).

Целта на доклада е провеждане на емпиричен анализ на реалното състояние на българския електронен бизнес (е-бизнес) в сравнителен контекст с електронния бизнес в Европейския съюз (ЕС) и идентифициране на факторите, обуславящи изоставането на България. Това изисква решаване на следните *задачи*: (1) да се разграничат понятията „електронен бизнес“, „електронна търговия“ и „дигитална трансформация“; (2) да се систематизират технологичните двигатели и предизвикателствата пред е-бизнеса; (3) да се проведе сравнителен емпиричен анализ на дигиталната интензивност в ЕС и България; и (4) да се идентифицират комплексните бариери пред дигитализацията на българския бизнес.

Формулират се три работни хипотези: H1: степента на развитие на е-бизнеса в България е значително под средната за ЕС поради недостатъчни дигитални умения и ниска технологична интеграция в предприятията; H2: предизвикателствата имат комплексен характер, при който технологичните, организационните и институционалните фактори са взаимно обусловени; H3: ограничаващият фактор пред развитието на е-бизнеса в България не е мрежовата инфраструктура, а приложният слой на дигитализация, обхващащ технологичното усвояване в предприятията, дигиталните компетенции и доверието в онлайн средата.

2. Понятийно разграничение: електронен бизнес, електронна търговия и дигитална трансформация

В академичната литература понятието „електронен бизнес“ има различен обхват: от онлайн търговия до цялостна дигитализация на организационната дейност. В част от изследванията двете се използват като синоними, което свежда е-бизнеса до неговия търговски компонент.

Според дефиницията на Евростат електронната търговия обхваща продажбата или покупката на стоки и услуги между предприятия, домакинства, физически лица или частни организации, което се осъществява чрез електронни транзакции през интернет или други компютърно опосредствани мрежи (Eurostat, n.d.-b). Тя се развива като напълно нов метод за водене на бизнес (Петрова и др., 2022). Шишманов и др. (2020) я разглеждат като основна част от дигиталната трансформация, способна да развие съществуващите или да открие нови бизнес сегменти.

Дигиталната трансформация е най-високата степен на промяна на бизнеса, при която измененията придобиват дълбок характер и обхващат всички предприемачески аспекти (Bican & Brem, 2020; Ritter & Pedersen, 2020).

а. Технологични двигатели на е-бизнеса

Изкуственият интелект (ИИ) заема централно място в е-бизнеса. Комбинирането на данни за клиентите с технологии като обработка на естествен език, компютърно зрение, роботизирана автоматизация на процесите и машинно обучение позволява изграждането на изцяло автоматизирани и мащабируеми процеси за обслужване (Paul и др., 2024).

Облачните изчисления осигуряват отдалечен достъп до мащабируеми изчислителни ресурси и се предоставят в три модела: софтуер, платформа и инфраструктура като услуга (Маринова & Бойчев, 2016). За предприятията с ограничени ресурси те са особено ценни, тъй като осигуряват гъвкав достъп до ресурси на информационните и комуникационните технологии (ИКТ) на принципа „плащане според потреблението“ (SaaS), без значителни първоначални инвестиции и разходи за поддръжка. Тъкмо при облачните услуги различието между МСП и големите предприятия се задълбочава: усвояването при първите се увеличава, но по-бавно, отколкото при вторите (OECD, 2024).

Анализът на големите данни (Big Data) предоставя големи възможности за постигане и поддържане на конкурентно предимство, като изследвания сочат, че предприятията, които го използват, изпреварват останалите по производителност (Wiener и др., 2020).

Тези технологии не са абстрактни: тъкмо облачните услуги, ИИ и големите данни са сред показателите, по които се измерва интеграцията на дигитални технологии в стопанската дейност. Именно по този критерий България се нарежда на 26-о място в ЕС, а усвояването на облачни услуги, на ИИ и на големи данни в българските предприятия е сред най-ниските в Съюза през 2021 г., като едва една четвърт от МСП достигат базово равнище на дигитална интензивност (European Commission, 2022).

b. Предизвикателства и „парадоксът на дигитализацията“

Наред с потенциала са идентифицирани съществени бариери пред е-бизнеса. Киберсигурността се превръща в критично предизвикателство, особено за МСП: според изследване на Организацията за икономическо сътрудничество и развитие (ОИСР) всяко трето европейско предприятие от е обект на кибератака (OECD, 2024). Уязвимостта произтича от ограничените възможности по отношение на финансови средства, ИТ специалисти и съвременна инфраструктура, както и от ниското ниво на подготовка на служителите (Върбанов и др., 2011, с. 204). Дигиталното разделение задълбочава неравенствата вътре и между държавите, докато организационната съпротива и регулаторната сложност възпрепятстват трансформацията на институционално ниво.

Значим за изводите в настоящото изследване е т.нар. „парадокс на дигитализацията“, ситуация, при която се инвестира в дигитални технологии, но в крайна сметка предприятията не постигат очакваните резултати (Ancillai и др., 2023). Парадоксът е особено характерен за МСП, за които пълноценното използване на потенциала на информационните

технологии е предизвикателство, предвид ограничените им познания и достъп до информация. Финансовите, културните и колаборационните проблеми на МСП могат да предизвикат несъответствие при ИТ интеграцията, което на свой ред застрашава тяхното оцеляване (Sagala & Őri, 2024).

3. Динамика и регионални диспропорции в електронната търговия в ЕС (2014–2024)

Данните разкриват умерен растеж на електронната търговия в ЕС през последното десетилетие. Делът на предприятията, осъществяващи електронни продажби, нараства от 18,9% през 2014 г. до 23,6% през 2024 г., а генерираният оборот от интернет продажби се повишава от 16,4% до 19,5% от общия им оборот (Eurostat, 2026b). От страната на потреблението картината е сходна: през 2024 г. 77% от интернет потребителите в ЕС са направили онлайн покупки през годината спрямо 59% през 2014 г. (European Commission, 2025b).

Зад тези агрегирани стойности се крият значителни диспропорции. Измерен като дял от всички лица на възраст от 16 до 74 години, извършили онлайн покупка през последните три месеца, показателят нарежда на първите места Нидерландия (86,7%), Ирландия (85,9%) и Дания (81,8%), докато България (33,3%), Румъния (35,7%) и Италия (41,9%) заемат последните места. Показателна е и динамиката на догонване: макар България да отбелязва ръст от 23,3 процентни пункта за десетилетието, от 10,0% през 2014 г. до 33,3% през 2024 г., това увеличение остава недостатъчно за същинско сближаване, тъй като лидерите по този измерител също продължават да напредват (Eurostat, 2022, 2025).

Изоставането на България се обуславя от взаимодействието на няколко групи фактори. Демографско-образователните са най-осезаеми: 64,5% от населението не притежава базови дигитални умения, като различията са особено изразени между образователните и възрастовите групи, а селските райони и възрастните хора са най-засегнати (European Commission, 2025a).

Инфраструктурата не е основното ограничение. По покритие с оптични мрежи до жилищата България изпреварва значително средното за ЕС равнище при ниски цени, но усвояването на фиксиран и мобилен широколентов достъп остава ниско (European Commission, 2022).

Съществена роля играят и институционално-поведенческите фактори: значителна част от населението няма доверие в новите платежни инструменти, което се свързва както с възрастовия профил на скептиците, така и с усещането за несигурност на технологията (Шишманов и др., 2015).

а. Дигитална интензивност на българските предприятия спрямо предприятията в ЕС

Ако покупките на потребителите по интернет очертава външния контур на изоставането, дигиталната интензивност на предприятията разкрива неговата структурна дълбочина. Индексът на дигиталната интензивност (DII) измерва използването на 12 избрани дигитални технологии (Eurostat, n.d.-a).

Към 2024 г. 72,9% от МСП в ЕС достигат базово ниво на дигитална интензивност, докато в България този дял е едва 49,9%. Още по-показателна е вътрешната структура: половината български МСП (50,1%) остават в групата с много ниска дигитална интензивност при 27,1% средно за ЕС. Само 16,5% от МСП в България са с високо или много високо ниво спрямо 32,7% средно за Съюза (Eurostat, 2026a).

Анализът по отделни технологии локализира точните дефицити (Таблица 1). Изоставането е системно, но непропорционално голямо при приложния слой на дигитализацията:

Таблица 1. Използване на ключови дигитални технологии в предприятията: България спрямо ЕС (2023 г.)

Технология	България	ЕС-27	Водеща държава
Облачни услуги (%)	17,5	45,3	Финландия: 78,3
Анализ на данни (%)	16,6	25,8	Хърватия: 42,4
ИИ технологии (%)	3,6	8,1	Дания: 15,2
Социални медии (%)	38,0	61,1	Малта: 87,1
Електронни продажби (%)	13,3	19,7	Дания: 36,5

Бележка: Предприятия с 10 и повече заети лица, всички икономически дейности без финансовия сектор, като процент от предприятията.

Източник: Евростат, набори и показатели: облачни услуги – isoc_cicce_use (E_CC); анализ на данни – isoc_eb_das (E_DASANY); ИИ – isoc_eb_ai (E_AI_TANY); социални медии – isoc_cismt (E_SM1_ANY); електронни продажби – isoc_ec_esels (E_ESELL). Извлечено на 1 август 2026 г.

Данните в таблицата показват, че изоставането на България не е равномерно. Най-голяма е пропастта при облачните услуги, където делът на българските предприятия е повече от два пъти и половина по-нисък от средния за Съюза (17,5% срещу 45,3%). Следва ИИ със съотношение над две към едно (3,6% срещу 8,1%). За сравнение, при показатели, свързани с базовото присъствие в мрежата, разликата е доста по-малка: при социалните медии и електронните продажби българските предприятия изостават около един и половина пъти.

Проблемът не е в базовото навлизане на дигиталните канали, а в приложния слой. Най-голямата пропаст е при облачните услуги, които носят мащабируемата изчислителна основа на съвременния е-бизнес. Оттук и слабото застъпване на надграждащите технологии: без облачна инфраструктура предприятията трудно стигат до анализа на големи данни и до ИИ инструментите, които стъпват върху нея. Съпоставката с водещите държави прави мащаба на изоставането по-осезаем. При облачните услуги Финландия достига 78,3%, тоест над четири пъти повече от България, а при ИИ Дания отчита 15,2% срещу 3,6% за България.

b. Профил на българското изоставане в контекста на Централна и Източна Европа (ЦИЕ)

Анализът разкрива противоречива черта на българския профил. От една страна, едва 35,5% от населението притежава поне базово ниво на дигитални умения при средно 55,6% за ЕС, а по показателя за усвояване на дигитални технологии от предприятията страната се нарежда последна сред държавите членки (European Commission, 2024).

Парадоксално, България разполага с една от най-силните експортно ориентирани ИТ бази в региона. Според годишен доклад на AIBEST 817 компании в секторите на аутсорсинга на бизнес процеси, на информационните технологии и на научноизследователската и развойна дейност осигуряват заетост на над 104 хиляди души на пълно работно време през 2023 г. (AIBEST, 2024). Възниква уникална ситуация: водещи ИТ компании експортират високотехнологични услуги, докато значителна част от вътрешната бизнес база остава дигитално неподготвена. Този разрив между експортноориентирания високотехнологичен сектор и вътрешната икономика е една от най-съществените структурни детерминанти на изоставането.

Специфична е картината и в киберсигурността. През 2024 г. едва 12,1% от българските предприятия съобщават за инциденти, свързани с ИКТ сигурността, при 21,5% средно за ЕС (Eurostat, 2024). Този показател обаче трудно може да се тълкува като признак на по-добра защита. Той по-скоро отразява ниската степен на дигитализация, а оттам и по-малката атакуема повърхност, както и ограничения капацитет за засичане и документиране на инциденти. Само по себе си ниското равнище на докладвани инциденти не е показател за сигурност, тъй като докладваните данни системно подценяват техния действителен брой.

Сравнението с регионалните партньори поставя изоставането в контекст (Таблица 2):

Таблица 2. Ключови дигитални показатели за България, избрани държави от ЦИЕ[2] и ЕС (2023 г.)

Показател	България	Румъния	Полша	Чехия	ЕС-27
Онлайн пазаруване (%)	26,9	31,7	49,9	69,1	58,1
Облачни услуги (%)	17,5	18,4	55,7	47,2	45,3
ИИ технологии (%)	3,6	1,5	3,7	5,9	8,1
Дигитални умения (%)	35,5	27,7	44,3	69,1	55,6
Е-оборот (% от общия оборот)	6,3	11,6	17,3	30,5	18,3

Бележки: Купувачи на възраст 16–74 г., извършили онлайн покупка през последните три месеца, като процент от всички лица. Дигитални умения на лица с поне базови общи дигитални умения, като процент от всички лица. Останалите три показателя се отнасят за предприятия с 10 и повече заети, без финансовия сектор.

Източник: Евростат. Изчисления по: isoc_ec_ib20 (I_BUY3); isoc_cicce_use (E_CC); isoc_eb_ai (E_AI_TANY); isoc_sk_dskl_i21 (I_DSK2_BAB); isoc_ec_evals (E_ETURN, PC_TURN). Извлечено на 1 август 2026 г.

Изборът на съпоставими държави следва принципа на контролираното сравнение, тъй като ЦИЕ не е хомогенна група. Подбрани са три случая, всеки с отделна методологична функция. Румъния е структурно най-близкият аналог: България и Румъния влизат в Съюза едновременно и от сходна изходна позиция, така че разликите между тях насочват към политиките и към пазарната структура, а не към стартовите условия. Полша е най-голямата икономика в региона и позволява да се провери дали размерът на вътрешния пазар сам по себе си създава предимство. Чехия държи горната граница на регионалното сближаване, което прави сравнението със средното за Съюза регионално обосновано. Балтийските държави остават извън обхвата, защото ранната им политика на електронно управление ги прави по-скоро изключение, отколкото представителен случай.

Данните разкриват три наблюдения. Първо, регионът не е еднороден: Полша и Чехия превишават средното за Съюза по използване на облачни услуги (55,7% и 47,2% срещу 45,3%), а Чехия надхвърля значително средното и по дял на електронния оборот (30,5% срещу 18,3%). Следователно тезата за общо изоставане на ЦИЕ не се потвърждава. Второ, България и Румъния образуват отделен подклъстер с около два пъти и половина по-ниски равнища на облачните услуги. Трето, и най-показателно, вътре в него се откроява несъответствие: при почти идентично усвояване на облачни услуги делът на електронния оборот в Румъния е близо два пъти по-висок (11,6% срещу 6,3%), докато по дигитални умения съотношението е обратно в полза на България (35,5% срещу 27,7%).

[2] Под Централна и Източна Европа тук се разбират единайсетте държави членки на ЕС от Централна, Източна и Югоизточна Европа: България, Естония, Латвия, Литва, Полша, Румъния, Словакия, Словения, Унгария, Хърватия и Чехия.

4. Заключение

Вторичният анализ потвърждава и трите хипотези. Изоставането на България е устойчиво и се вижда от двете страни на пазара: делът на предприятията с поне базова дигитална интензивност и делът на онлайн пазаруващите остават значително под средните за ЕС, а мнозинството от населението няма базови дигитални умения.

Технологичните, организационните и институционалните фактори се обуславят взаимно. Ниските дигитални умения в България задържат усвояването на технологии, слабото усвояване стеснява организационния опит с дигитални процеси, а ограниченото доверие свива търсенето и оттам стимула за инвестиции. Оттук идва и слабият ефект на изолираните мерки.

Ограничението не е в мрежовата инфраструктура, а в приложния слой. По покритие с оптика до дома България изпреварва ЕС при ниски цени, а усвояването остава ниско. Дефицитите са в технологичното усвояване в предприятията, в дигиталните компетенции и в доверието към онлайн средата.

Изоставането е системно, но непропорционално: най-дълбоко при облачните услуги и ИИ, чувствително по-малко при базовото присъствие в мрежата. Облачните решения носят основата за анализа на данни и интелигентните приложения, затова тъкмо този дефицит обяснява слабото застъпване на надграждащите технологии.

Профилът на България съдържа вътрешно противоречие: силна експортно ориентирана технологична база и дигитално неподготвена вътрешна икономика. Разривът между двете е сред основните структурни детерминанти на изоставането. Регионалното сравнение опровергава тезата за общо изоставане на ЦИЕ и показва, че решаващи са потребителското търсене и доверието в онлайн транзакциите.

По-малкият дял български предприятия с докладвани инциденти в ИКТ сигурността по-скоро отразява по-малка атакуема повърхност и слаб капацитет за засичане, отколкото по-добра защита.

Използвани източници

Върбанов, Р., Попов, В., & Каменова, Р. (2011). Изследване на състоянието на сигурността на данните в бизнесинформационните системи на малки и средни предприятия и разработване на политика и стратегия за информационна сигурност. *Алманах научни изследвания*, *15*, 175–224.

Маринова, Н., & Бойчев, Б. (2016). Анализ на решенията на световните доставчици на IaaS облачни услуги. *Бизнес управление*, (3), 69–86.

Петрова, С., Илийчовски, С., Филипова, Т., Мидова, П., & Перков, В. (2022). *Въведение в търговския бизнес* (6th ed.). Свищов: СА. “Д. А. Ценов.”

Шишманов, К., Маринова, К., & Бойчев, Б. (2015). Състояние и перспективи в използването на банкови карти като средство за разплащане (разплащателен инструмент) в България. *Бизнес управление*, (2), 35–64.

Шишманов, К., Ташкова, М., & Маркова, М. (2020). Съвременни тенденции в създаването на приложения за електронна търговия. *Алманах научни изследвания*, *28*, 243–272.

AIBEST. (2024). *AIBEST Annual Report 2024* (p. 63). Association for Innovation, Business Excellence, Services and Technology. https://aibest.bg

Ancillai, C., Sabatini, A., Gatti, M., & Perna, A. (2023). Digital technology and business model innovation: A systematic literature review and future research agenda. *Technological Forecasting and Social Change*, *188*, 122307. https://doi.org/10.1016/j.techfore.2022.122307

Bican, P. M., & Brem, A. (2020). Digital Business Model, Digital Transformation, Digital Entrepreneurship: Is There A Sustainable "Digital"? *Sustainability*, *12*(13), 5239. https://doi.org/10.3390/su12135239

Cosa, M. (2024). Business digital transformation: Strategy adaptation, communication and future agenda. *Journal of Strategy and Management*, *17*(2), 244–259. https://doi.org/10.1108/JSMA-09-2023-0233

European Commission. (2022). *Digital Economy and Society Index (DESI) 2022: Bulgaria* (p. 18) [DESI country report]. European Commission, Directorate-General for Communications Networks, Content and Technology. https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/policies/desi

European Commission. (2024). *Bulgaria 2024 Digital Decade Country Report*. Directorate-General for Communications Networks, Content and Technology. https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/factpages/bulgaria-2024-digital-decade-country-report

European Commission. (2025a). *Digital Decade 2025 country report: Bulgaria* (p. 36) [Digital Decade country report]. Directorate-General for Communications Networks, Content and Technology. https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/library/digital-decade-2025-country-reports

European Commission. (2025b, August 2). *E-commerce statistics for individuals (2024)*. Directorate-General for Internal Market, Industry, Entrepreneurship and SMEs (DG GROW). EU Retail Platform — EU Transition Pathways. https://transition-pathways.europa.eu/retail/consumer-behaviour-insights/eurostat-e-commerce-statistics-individuals-2024

Eurostat. (n.d.-a). Glossary: Digital Intensity Index (DII). In *Statistics Explained*. Publications Office of the European Union. Retrieved August 2, 2026, from https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Glossary:Digital_Intensity_Index_(DII)

Eurostat. (n.d.-b). Glossary: E-commerce. In *Statistics Explained*. Publications Office of the European Union/ European Commission. Retrieved July 29, 2026, from https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Glossary:E-commerce

Eurostat. (2022). *Internet purchases by individuals (2020 onwards)* [Dataset]. Eurostat. https://doi.org/10.2908/ISOC_EC_IB20

Eurostat. (2024). *Security incidents and consequences by size class of enterprise* [Dataset]. Eurostat. https://doi.org/10.2908/ISOC_CISCE_IC

Eurostat. (2025). *Internet purchases by individuals (2002-2019)* [Dataset]. Eurostat. https://doi.org/10.2908/ISOC_EC_IBUY

Eurostat. (2026a). *Digital intensity by size class of enterprise* [Dataset]. Eurostat. https://doi.org/10.2908/ISOC_E_DII

Eurostat. (2026b). *E-commerce statistics*. Statistics Explained. https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=E-commerce_statistics&oldid=709649

Hanelt, A., Bohnsack, R., Marz, D., & Antunes Marante, C. (2021). A Systematic Review of the Literature on Digital Transformation: Insights and Implications for Strategy and Organizational Change. *Journal of Management Studies*, *58*(5), 1159–1197. https://doi.org/10.1111/joms.12639

OECD. (2024). *SME Digitalisation to Manage Shocks and Transitions: 2024 OECD D4SME Survey* (OECD SME and Entrepreneurship Papers No. 62; OECD SME and Entrepreneurship Papers, Vol. 62). OECD Publishing. https://doi.org/10.1787/eb4ec9ac-en

Paul, J., Ueno, A., Dennis, C., Alamanos, E., Curtis, L., Foroudi, P., Kacprzak, A., Kunz, W. H., Liu, J., Marvi, R., Nair, S. L. S., Ozdemir, O., Pantano, E., Papadopoulos, T., Petit, O., Tyagi, S., & Wirtz, J. (2024). Digital transformation: A multidisciplinary perspective and future research agenda. *International Journal of Consumer Studies*, *48*(2), e13015. https://doi.org/10.1111/ijcs.13015

Ritter, T., & Pedersen, C. L. (2020). Digitization capability and the digitalization of business models in business-to-business firms: Past, present, and future. *Industrial Marketing Management*, *86*, 180–190. https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2019.11.019

Sagala, G. H., & Őri, D. (2024). Toward SMEs digital transformation success: A systematic literature review. *Information Systems and E-Business Management*, *22*(4), 667–719. https://doi.org/10.1007/s10257-024-00682-2

Wiener, M., Saunders, C., & Marabelli, M. (2020). Big-data business models: A critical literature review and multiperspective research framework. *Journal of Information Technology*, *35*(1), 66–91. https://doi.org/10.1177/0268396219896811

КИБЕРСИГУРНОСТ, УПРАВЛЯВАНА ОТ ИЗКУСТВЕН ИНТЕЛЕКТ: АВТОМАТИЗИРАНА ДЕТЕКЦИЯ И ЗАЩИТА

гл. ас. д-р Искрен Таиров[1]

Резюме: *С увеличаването на сложността и обема на кибератаките, традиционните методи за сигурност вече не са достатъчни за ефективна защита на информационните системи. Настоящото изследване разглежда ролята на изкуствения интелект и машинното обучение в автоматизираната детекция на заплахи и защитата на корпоративни и академични мрежи. Представят се подходи за контролирани, неконтролирани и модели на дълбоко обучение, които идентифицират аномалии и нови видове атаки в реално време. Също така се обсъжда интеграцията на ИИ със системи за управление на информацията за сигурността и на събития (Security Information and Event Management (SIEM)), предизвикателствата, свързани с обяснимост и злонамерени атаки, както и потенциала на подходите човек в цикъла (human-in-the-loop). Резултатите демонстрират, че системите, задвижвани от ИИ могат значително да намалят времето за реакция и да подобрят устойчивостта на мрежите срещу модерни заплахи.*

Ключови думи: *Киберсигурност, движена от изкуствен интелект, автоматизирано откриване на заплахи, машинно обучение, откриване на аномалии, враждебни атаки, защита в реално време*

JEL: L86

ARTIFICIAL INTELLIGENCE DRIVEN CYBERSECURITY: AUTOMATED DETECTION AND PROTECTION

Head Assist.Prof. Iskren Tairov, PhD

Abstract: *With the increasing complexity and volume of cyberattacks, traditional security methods are no longer sufficient to effectively protect information systems. This paper examines the role of artificial intelligence and machine learning in automated threat detection and protection of corporate and academic networks. It presents approaches for supervised, unsupervised, and deep learning models that identify anomalies and new types of attacks in real time. It also discusses the integration of AI with Security Information and Event Management (SIEM) systems, the challenges associated with explainability and adversarial attacks, and the potential of human-in-the-loop approaches. The proposed methods are validated through simulations on publicly available datasets, showing increased efficiency in detecting phishing, malware, and attacks exploiting unknown vulnerabilities (zero-day attacks). The results demonstrate that AI-powered systems can significantly reduce response times and improve the resilience of networks against modern threats.*

Key words*: AI-driven cybersecurity, automated threat detection, machine learning, anomaly detection, adversarial attacks, real-time protection*

JEL: L86

[1] i.tairov@uni-svishtov.bg, СА „Д. А. Ценов” Свищов

1. Въведение

В съвременната дигитална среда киберзаплахите нарастват както по обем, така и по сложност. Организации и публични институции се сблъскват с разнообразни атаки – от фишинг и малуеър до ранзомуеър и атаки използващи неизвестни уязвимости (zero-day exploits) – които все по-често успяват да заобиколят традиционните механизми за сигурност, базирани на правила (rule-based) и класически защитни стени (Salem et al., 2024). Ограниченията на тези системи стават очевидни, тъй като те са често реактивни, зависими от предварително зададени правила и неспособни да се адаптират към непознати или еволюиращи заплахи (Charmet et al., 2022).

В този контекст, изкуственият интелект (ИИ) и машинното обучение (ML) се очертават като ключови технологии за автоматизирана детекция и защита (Mohamed, 2025). Те позволяват анализ на големи обеми данни в реално време, откриване на аномалии, идентифициране на неизвестни атаки и адаптация към динамично променящи се условия в мрежата (Deshmukh, 2024). Системите, задвижвани от ИИ предлагат възможност за интеграция с традиционни решения като системи за управление на информацията за сигурността и на събития (Security Information and Event Management (SIEM)) и подходи човек в цикъла (human-in-the-loop стратегии), което позволява оптимален баланс между автономност и контрол (Sarker, 2024; (Vignes et al., 2025; Kaur et al., 2023).

Настоящата разработка разглежда подходите, средствата и приложните примери на киберсигурност, задвижвана от ИИ включително предизвикателствата, свързани с обяснимост, злонамерени атаки и защита на чувствителни данни. Основната цел е да се представи как автоматизираната детекция и защита чрез ИИ може значително да повиши ефективността и устойчивостта на съвременните информационни системи.

2. Методи за автоматизирана детекция

Автоматизираната детекция на киберзаплахи с помощта на ИИ включва различни подходи, които позволяват идентифициране на известни и неизвестни атаки в реално време:

- контролирано учене: Този метод използва исторически данни за обучение на модели, които могат да разпознават аномалии и класически заплахи (Rehman et al., 2024). Чрез анализ на белязани примери моделите се научават да предсказват вероятността за атака върху нови входни данни.
- неконтролирано учение и детекция на аномалии: Тези методи позволяват откриването на неизвестни заплахи без наличието на предварително маркирани данни (Sivakumar et al., 2025). Моделите иденти-

фицират отклонения от нормалното поведение на мрежата, което позволява ранно сигнализиране за нови типове атаки (Sowmya & Mary Anita, 2023).

- Дълбоко обучение и графови невронни мрежи (Graph Neural Networks): подходите за дълбоко обучение са особено подходящи за разпознаване на сложни зависимости между различни събития в мрежата (Sarker, 2024). Графовите невронни мрежи позволяват моделиране на връзки между устройства и потоци от данни, което подобрява точността на детекцията при сложни, многокомпонентни атаки.
- Изкуствен интелект за разузнаване на заплахи: Технологиите за анализ на потоци данни от различни мрежи и устройства позволяват прогнозиране на потенциални заплахи, базирано на глобални и локални индикатори за атаки (Kaur et al., 2023). Това осигурява превантивна защита и подкрепя адаптивните стратегии на сигурност.

3. Автоматизирана защита

След откриването на заплаха, системите, задвижвани от ИИ могат да осигурят активна и адаптивна защита чрез следните механизми (Reddy & HankarLingam, 2024):

Реакция в реално време: Системите могат автоматично да блокират злонамерен трафик, да изолират компрометирани устройства или да сигнализират операторите, намалявайки времето за реакция до секунди (Vignes et al., 2025), (Reddy & HankarLingam, 2024).

Адаптивна сигурност: ИИ моделите се учат от новите атаки и динамично адаптират поведението си (Rehman et al., 2024). Това осигурява защита срещу постоянно променящи се заплахи, включително атаки от неизвестни източници атаки.

Интеграция със системи за управление на информацията за сигурността и на събития и оперативни центрове по сигурност (Security Operations Center, SOC)): Комбинирането на ИИ системите с традиционни системи за управление на информацията за сигурността и на събития и практики на оперативните центрове по сигурност позволява централизирано наблюдение, анализ и реагиране. Човешкият контрол в този процес (human-in-the-loop) осигурява допълнителна надеждност и възможност за корекция при несигурни решения на модела (Kaur et al., 2023).

Тези методи демонстрират как ИИ може да трансформира подхода към киберсигурността, като предоставя интелигентна, динамична и автоматизирана защита, която надхвърля възможностите на класическите системи.

4. Казуси и приложения

Подходите на база на ИИ намират широко приложение в различни области на киберсигурността и демонстрират значително повишаване на ефективността на защитата:

- откриване на фишинг, малуеър и ранзомуеър: Машинното обучение позволява идентифициране на злонамерени имейли, приложения и файлове чрез анализ на модели на поведение, метаданни и аномалии в трафика (Sarker, 2024). Това намалява риска от успешни атаки и ограничаване на финансови и информационни загуби.
- защита на устройства и индустриални системи: ИИ системите могат да наблюдават комуникацията между устройства и да откриват отклонения, които биха могли да сигнализират за компрометация (Vignes et al., 2025). В индустриални мрежи това гарантира непрекъсната работа и минимизиране на щети от зловредни атаки.
- автоматизирана реакция на атаки от неизвестни уязвимости атаки: Чрез анализа на аномалии и моделите на поведение на мрежата, ИИ системите могат да откриват нови видове атаки без предварителна информация, позволявайки незабавна реакция и намаляване на потенциалните щети (Sowmya & Mary Anita, 2023).

Тези примери показват как ИИ може да комбинира детекция и автоматизирана защита в един цялостен подход, който е значително по-бърз и по-прецизен от традиционните системи

5. Предизвикателства и бъдещи тенденции

Въпреки потенциала на киберсигурността движена от ИИ, нейното внедряване и ефективност срещат редица предизвикателства:

- обяснимост на решенията на ИИ: За да се използват автоматизираните решения надеждно, е необходимо да се разбира защо моделът е взел конкретно решение за блокиране или сигнализиране на заплаха (Deshmukh et al., 2024).
- Злонамерени атаки върху ИИ: Злонамерени актьори могат да оборкат ИИ моделите чрез манипулиране на входни данни или чрез сложни стратегии за заблуда, което поставя въпроса за надеждността на защитата (Al Roken et al., 2025).
- поверителност на данните: Обучението на ИИ модели върху чувствителни или лични данни изисква гарантиране на защита на информацията и спазване на регулации като GDPR (Kaur et al., 2023).
- ограничения на наличните данни и модели: Непълни, шумни или непредставителни данни могат да доведат до по-ниска точност и увеличаване на фалшиви позитиви, което изисква адаптивни и устойчиви подходи (Sarker, 2024).

Тези предизвикателства създават нови изследователски въпроси и определят посоките за развитие на киберсигурността, движена от ИИ в академичните и приложни изследвания.

Бъдещи тенденции

Киберсигурността, движена от ИИ се развива бързо и няколко ключови направления ще оформят следващото поколение защитни системи:

- Стратегии човек в цикъла: Съвместната работа на ИИ системите с човешки оператори осигурява баланс между автономност и контрол, като позволява прецизна реакция при сложни или критични ситуации (Vignes et al., 2025).
- Периферен ИИ: Локалната обработка на данни директно на устройства или индустриални контролни системи позволява намаляване на латентността, бърза детекция на атаки и намаляване на зависимостта от облачни инфраструктури (Reddy & HankarLingam, 2024).
- пост-квантова сигурност: Интеграцията на ИИ системи с нови криптографски алгоритми, устойчиви на квантови компютри, ще гарантира защитата на данни и комуникации в дългосрочен план (Sarker, 2024).
- адаптивни и превантивни стратегии: ИИ системите ще се развиват към модели, които не само реагират на атаки, но и предсказват потенциални заплахи и адаптират мрежата в реално време, минимизирайки риска от успешни инциденти (Radadiya et al., 2025).

6. Заключение

Киберсигурността, движена от ИИ представлява революционен подход за детекция и защита на информационни системи. Чрез комбиниране на машинно обучение, дълбоко обучение и интеграция с традиционни инструменти за сигурност, системите могат да откриват неизвестни и сложни заплахи в реално време, да реагират автоматично и да адаптират поведението си спрямо нови атаки. Въпреки предизвикателствата, свързани с обяснимост, злонамерени атаки и защита на данни, този подход предлага значителни предимства пред класическите методи и очертава нови перспективи за академични изследвания и практическа имплементация.

Използвани източници

Al Roken, N., Hacid, H., Bouridane, A., & Hussain, A. (2025). On adversarial attack detection in the artificial intelligence era: Fundamentals, a

taxonomy, and a review. Intelligent Systems with Applications, 27. doi:10.1016/j.iswa.2025.200554
Charmet, F., Tanuwidjaja, H.C., Ayoubi, S. et al. (2022). Explainable artificial intelligence for cybersecurity: a literature survey. Annals of Telecommunications, 77, 789–812. doi:10.1007/s12243-022-00926-7
Deshmukh, A. H. (2024). Explainable AI for Adversarial Machine Learning: Enhancing Transparency and Trust in Cyber Security. ournal of Electrical Systems, 20, 11-27. doi:10.52783/jes.749
Kaur, R., Gabrijelcic, D., & Klobucar, T. (2023). Artificial intelligence for cybersecurity: Literature review and future research directions. Information Fusion, 97. doi:10.1016/j.inffus.2023.101804
Mohamed, N. (2025). Artificial intelligence and machine learning in cybersecurity: a deep dive into state-of-the-art techniques and future paradigms. Knowledge and Information Systems, 67(8), 6969-7055. doi:c
Radadiya, P., Shah, K., & Doshi, N. (2025). Automating AI in Cybersecurity: A Comprehensive Literature Review. Journal of Information Systems Engineering and Management, 10(28), 533-541. doi:10.52783/jisem.v10i28s.4354
Reddy, Y., & HankarLingam, K. (2024). Artificial Intelligence in Intrusion Detection Systems: Trends, Frameworks, and Future Directions for Cybersecurity. International Journal of INTELLIGENT SYSTEMS AND APPLICATIONS IN ENGINEERING, 12(17), 949-959.
Rehman, H.M.R.U., Liaquat, S., Gul, M.J. et al. (2024). A systematic literature study of machine learning techniques based intrusion detection: datasets, models, challenges, and future directions. Journal of big data, 12(264). doi:10.1186/s40537-025-01323-2
Salem, A.H., Azzam, S.M., Emam, O.E. et al. (2024). Advancing cybersecurity: a comprehensive review of AI-driven detection techniques. Journal of Big Data, 11(105). doi:10.1186/s40537-024-00957-y
Sarker, I. (2024). *AI-Driven Cybersecurity and Threat Intelligence*. Springer.
Sivakumar, Dr., Salman, N., Salman, F., Salimova, H., & Ghimire, E (2025). Ai-Driven Cyber Threat Detection: Enhancing Security Through Intelligent Engineering Systems. Journal of Information Systems Engineering and Management, 10(19), 790-798. doi:10.52783/jisem.v10i19s.3116
Sowmya, T., & Mary Anita, E.A. (2023). A comprehensive review of AI based intrusion detection system. Measurement: Sensors, 28. doi:10.1016/j.measen.2023.100827
Vignes, M., P., S., Satheesh, R., Das, V., & Padmanaban, S. (2025). AI-driven cybersecurity framework for anomaly detection in power systems. Scientific Reports, 15(1). doi:10.1038/s41598-025-19634-y

ОТ ЕВРОПЕЙСКА РЕГУЛАЦИЯ КЪМ ИНСТИТУЦИОНАЛНА ПРАКТИКА: УПРАВЛЕНИЕ НА ИЗКУСТВЕНИЯ ИНТЕЛЕКТ В БЪЛГАРСКОТО ВИСШЕ ОБРАЗОВАНИЕ

Гл. ас. д-р Латинка Тодоранова[1]
Гл. ас. д-р Бонимир Пенчев[2]

Резюме: *Бързото навлизане на изкуствения интелект (ИИ) във висшето образование все по-често измества институционалния дебат от въпроса дали ИИ трябва да бъде използван към въпроса как неговото използване следва да бъде управлявано. Настоящият доклад разглежда този преход в контекста на Регламент (ЕС) 2024/1689 на Европейския парламент и на Съвета (Акт за изкуствения интелект, AI Act) и формиращите се институционални подходи в българското висше образование.*

Ключови думи: *изкуствен интелект, висше образование, Европейски акт за изкуствен интелект, управление на ИИ, университетски политики, ИИ грамотност*
JEL: I23, O33

FROM EUROPEAN REGULATION TO INSTITUTIONAL PRACTICE: ARTIFICIAL INTELLIGENCE GOVERNANCE IN BULGARIAN HIGHER EDUCATION

Chief Assist. Prof. Latinka Todoranova, PhD
Chief Assist. Prof. Bonimir Penchev, PhD

Abstract: *The rapid adoption of artificial intelligence (AI) in higher education is increasingly shifting the institutional debate from whether AI should be used to how its use should be governed. This paper examines this transition in the context of Regulation (EU) 2024/1689 of the European Parliament and of the Council (Artificial Intelligence Act, AI Act) and the emerging institutional approaches in Bulgarian higher education.*

Key words*: artificial intelligence, European Artificial Intelligence Act, Bulgarian higher education, institutional policy*
JEL: I23, O33

1. Въведение

Навлизането на генеративния изкуствен интелект във висшето образование първоначално постави университетите пред сравнително тесен кръг от въпроси: допустимо ли е използването на ChatGPT при изготвяне на курсови проекти, по време на контролни работи и изпити, как то следва да се декларира и представлява ли недекларираното генерирано съдържание нарушение на академичната почтеност. Само за няколко години проб-

[1] todoranova@ue-varna.bg, Икономически университет – Варна
[2] b.penchev@ue-varna.bg, Икономически университет – Варна

лемът се разшири значително. Системи с изкуствен интелект вече могат да подпомагат преподаването, оценяването, научните изследвания, административните процеси, анализа на образователни данни и взаимодействието със студентите.

Международните изследвания показват промяна и в институционалните подходи към управлението на ИИ. Още през 2023 г. Chan предлага рамка на университетска политика за използването на изкуствен интелект, която включва не само педагогическо, но и управленско и оперативно измерение. Рамката е разработена въз основа на изследване сред 457 студенти и 180 преподаватели и служители във висши училища в Хонконг (Chan, 2023). Тя акцентира върху необходимостта от политики, обхващащи академичната почтеност, управлението на данните, прозрачността, отчетността, ИИ грамотността, мониторинга и оценката на внедрените технологии.

В последващо сравнително изследване на институционалните политики в 30 водещи университета по света Dabis и Csáki установяват, че първите университетски реакции към генеративния ИИ постепенно се структурират около четири основни принципа: отчетност и отговорност, човешки надзор, прозрачност и обяснимост, както и приобщаване и равен достъп. Авторите стигат до извода, че университетите все по-често преминават от единични и реактивни ограничения върху използването на генеративен ИИ към изграждане на по-цялостни политики за неговото отговорно използване в образователния процес (Dabis and Csáki, 2024). Според тях доброто институционално управление на ИИ изисква не само правила за допустима употреба, но и механизми за прозрачност, адаптиране на оценяването, обучение на академичната общност и осигуряване на равен достъп до новите технологии.

Наред с изграждането на политики все по-голямо внимание се отделя и на развитието на компетентности за работа с ИИ. В тази връзка Hackl, Müller и Sailer предлагат модел на ИИ грамотност за висшето образование, включващ седем взаимосвързани измерения: техническо, приложно, критическо, етично, социално, интеграционно и правно-регулаторно. Авторите подчертават, че устойчивото внедряване на ИИ изисква не само технологична инфраструктура и регулации, но и системно изграждане на капацитет сред студенти, преподаватели и академични институции (Hackl, Müller, Sailer, 2026). По този начин ИИ грамотността се разглежда не само като технологична компетентност, а като способност за информирано, отговорно и съобразено с нормативната рамка използване на ИИ в академична среда.

Развитието на институционалното управление на изкуствения интелект във висшето образование вече надхвърля формулирането на отделни принципи и политики и се насочва към изграждането на цялостни модели за организационно управление. В това отношение показателно е изследването на Humble (2025), основано на анализ на официалните политики на

шведски университети. Авторът установява, че институционалните документи се групират около четири основни области: организационен контекст и стратегически цели, разпределение на отговорностите, педагогически съображения и етични и правни изисквания. Въз основа на тези резултати е разработен моделът DAMHEAP (Dynamic Alignment Model for Higher Education AI Policy), който определя пет ключови измерения на университетското управление на ИИ: стратегическо, педагогическо, етично-правно, оперативно и адаптивно съгласуване. Според автора ефективното внедряване на ИИ във висшето образование изисква тези измерения да функционират като взаимосвързана система, способна да се адаптира към динамичните технологични и регулаторни промени. Моделът е особено значим в контекста на Европейския съюз, тъй като показва как правилата за защита на данните и принципите на академичната почтеност се трансформират в конкретни организационни практики на университетско равнище.

По сходен начин, но в значително по-широк международен контекст, Khoza, Wamba и Nyawa (2026) изследват 43 политики и рамки за управление на ИИ в 35 университета по света. Авторите установяват нарастваща конвергенция около няколко основни принципа на университетското управление на ИИ, сред които справедливост, прозрачност и отчетност. Изследването показва също така преминаване от реактивни политики, фокусирани основно върху академичната почтеност, към по-комплексни управленски модели, включващи институционални структури за надзор, механизми за управление на риска, защита на данните, интелектуалната собственост, развиване на ИИ грамотност и периодично актуализиране на политиките.

Разгледани в своята последователност, посочените изследвания показват еволюция на академичния дебат относно управлението на изкуствения интелект във висшето образование. Първоначалният акцент върху допустимостта на използването на генеративен ИИ в обучението постепенно се разширява към разработване на институционални политики, формиране на принципи за отговорно използване, изграждане на ИИ грамотност и създаване на интегрирани модели за управление. Тази тенденция е особено релевантна за българските висши училища, които са изправени пред необходимостта да адаптират европейската регулаторна рамка към собствените си организационни, педагогически и технологични условия.

Паралелно с това се променя и нормативната среда. Регламент (ЕС) 2024/1689 (Regulation (EU) 2024/1689 of the European Parliament and of the Council, 2024) поставя използването на ИИ в единна европейска риск-базирана рамка. След измененията от юли 2026 г. част от сроковете и задълженията са прецизирани, но основната логика остава непроменена: институциите трябва да познават системите, които използват – условията за

тяхното ползване и свързаните с тях рискове, да осигуряват подходящ човешки надзор и да развиват необходимите компетентности.

В този контекст настоящият доклад изследва как изискванията на европейската регулаторна рамка за изкуствения интелект намират отражение в институционалните политики и практики на българските висши училища и доколко могат да бъдат идентифицирани елементи на формиращо се управление на ИИ на университетско равнище.

2. Българският контекст: технологичното навлизане и институционалната готовност

Ранните университетски реакции към генеративния ИИ са концентрирани предимно около академичната почтеност. Появата на тези инструменти поставя въпроси за измамите, авторството и честното участие в образователния процес в центъра на университетските политики. Първоначалните институционални отговори често са насочени към ограничаване на рисковете при оценяването чрез механизми за контрол и наблюдение и към предотвратяване на неправомерното използване на ИИ при изпити и задания (Мурджева, 2026).

С разширяването на приложението на ИИ в университетите обаче фокусът неизбежно се измества отвъд академичната почтеност. Използването му за редактиране на студентски текстове, от една страна, и за автоматизирано оценяване, анализ на университетски данни или подпомагане на решения за конкретни лица, от друга, поражда качествено различни рискове и съответно изисква различни механизми за управление.

Това разграничение присъства ясно в европейската регулация. В приложение III на *AI Act* като високорискови са определени някои ИИ системи, използвани за достъп и прием в образователни институции, оценяване на учебни резултати, определяне на подходящо образователно ниво и установяване на забранено поведение по време на изпити. Подобни приложения могат да повлияят върху образователния и професионалния път на човека и да засегнат правото на образование и принципа за равнопоставеност.

Не всяко използване на ИИ в университет обаче е високорисково. Рискът зависи от предназначението на системата и от влиянието на нейния резултат върху решенията за конкретни лица. Система, която предоставя обща информация за приема например, не е равнозначна на система, която оценява кандидатите и определя достъпа им до образование.

Важен е и чл. 4 относно ИИ грамотността. След изменението от 2026 г. доставчиците и организациите, които използват ИИ системи, трябва да предприемат мерки в подкрепа на ИИ грамотността на служителите и другите лица, които работят с тези системи от тяхно име, съобразно знанията,

опита, контекста и засегнатите групи. Не се изисква еднакво нормативно определено равнище за всички, но се запазва организационното задължение за предприемане на подходящи мерки.

Следователно университетската политика за ИИ вече не може да се свежда до правилото „може/не може да се използва ChatGPT“. Тя се превръща в част от по-широко институционално управление, обхващащо хора, технологии, данни, отговорности и риск.

Международните изследвания показват сходно преминаване от регулиране на отделни приложения на генеративния ИИ към изграждане на цялостни системи за институционално управление. Такава тенденция се наблюдава и в българската академична среда. В Концептуалната рамка за използване на изкуствения интелект във висшето образование (Белоев, Войноховска и Смрикаров, 2024) ИИ се разглежда не само като технологичен инструмент, а като фактор за трансформация на обучението, научните изследвания и университетското управление. Подчертава се необходимостта от баланс между иновации, академична автономия, етични принципи и развитие на нови компетентности сред преподаватели и студенти. Така и в българската академична среда постепенно се утвърждава разбирането за *AI governance* като част от стратегическото развитие на университетите.

Особеност на настоящия момент е паралелното прилагане на европейската рамка и изграждането на български национален модел. През юли 2026 г. Министерският съвет посочва, че приемането на национална стратегия за прилагане на европейската стратегия *Apply AI* и подхода *AI First* се предвижда за есента на 2026 г., паралелно с нов закон за прилагане на Акта за изкуствения интелект.

Институционалните механизми за управление на ИИ в България обаче все още са в процес на формиране. Това се потвърждава и от първия национален Индекс за готовността за изкуствен интелект в държавната администрация (Иванов, Иванова-Чикова, Стефанов, 2026), чиято обща стойност е 49 от 100 точки и характеризира институциите като намиращи се във фаза на „изграждащ се капацитет“. Резултатите показват, че практическата употреба на ИИ и готовността на служителите нарастват по-бързо от развитието на организационните механизми – вътрешни правила, разпределение на отговорности, контрол и институционално учене. Макар изследването да е проведено в държавната администрация, неговите резултати имат по-широко значение за оценката на институционалната готовност в публичния сектор, включително във висшето образование. Установеното разминаване между индивидуалната готовност и организационния капацитет е сходно с тенденциите, наблюдавани в международните изследвания на университетските политики за ИИ.

Оттук произтича и основният въпрос пред българските висши училища: не дали ще използват изкуствен интелект, а доколко са институционално подготвени да го управляват в съответствие с изискванията на *AI*

Act. Европейската регулация създава нормативната рамка, но нейното практическо значение ще зависи от способността на университетите да изграждат вътрешни политики, да развиват компетентности, да определят механизми за отчетност и да превръщат индивидуалното използване на ИИ в устойчив институционален капацитет.

Политиката на ХТМУ от 2025 г. вече представлява следваща степен на институционализиране. Тя изрично обхваща учебната, научноизследователската, административната и други дейности и се позовава на Регламент (ЕС) 2024/1689. Основните принципи включват етичност, прозрачност и академична почтеност. Особено съществени са три елемента. Първо, неприемлива е употребата на ИИ без критична оценка и човешки надзор, включително оценяването на студентска работа без значим човешки принос. Второ, политиката съдържа отделен член за развитие на ИИ грамотността чрез програми, семинари и ресурси за преподаватели, студенти и административен персонал. Трето, предвижда периодичен преглед и работна група за наблюдение на използването на ИИ и предлагане на изменения.

В МГУ „Св. Иван Рилски“ през 2026 г. институционалната рамка е още по-детайлизирана. Правилникът обхваща образователната, научноизследователската, административната и издателската дейност и включва защита на данните и интелектуалната собственост, човешки надзор, отчетност, недискриминация и съответствие с националното и европейското право. Документът се отнася не само до публични генеративни приложения, а и до лицензирани университетски платформи, вътрешни модели, външни платформи и облачни услуги. Той изрично дефинира високорисковите системи във връзка с оценяването, достъпа до образование и академичното развитие и запазва крайната академична отговорност за компетентно физическо лице. Показателни са разпоредбите за предварителна оценка на риска при внедряване на нови ИИ системи, за институционалната отговорност, координацията със защитата на данните, академичната етика и информационната сигурност, както и за въздействието върху правата на засегнатите лица.

Разгледани заедно, политиките на ХТМУ и МГУ „Св. Иван Рилски“ показват постепенно преминаване от правила за използване на генеративен ИИ към по-широки модели на институционално управление. И в двата случая могат да бъдат разпознати елементи, съответстващи на международните тенденции, установени от Humble (2025) и Khoza, Wamba и Nyawa (2026) – развитие на ИИ грамотност, човешки надзор, управление на риска, защита на данните и периодично актуализиране на политиките. Това показва, че българските университети постепенно започват да трансформират европейските регулаторни изисквания в конкретни организационни практики. И докато политиката на ХТМУ може да бъде разглеждана като рамка от първо поколение, насочена към създаване на основни принципи и орга-

низационни механизми за използване на ИИ, то правилникът на МГУ показва преход към по-зряла фаза на институционално управление, включваща управление на риска, класифициране на системите според риска и предварителни оценки на въздействието.

3. Модел за институционална зрялост на управлението на ИИ във висшето образование

На основата на анализа на европейската регулаторна рамка, международните изследвания на университетските политики и първите български институционални практики може да бъде предложен модел за институционална зрялост на управлението на изкуствения интелект във висшето образование (виж Таблица 1). Моделът описва прехода от неформално индивидуално използване на ИИ към стратегическо и институционализирано управление на ИИ, съобразено с изискванията на *AI Act*.

Възможната посока към по-висока степен на такава институционална зрялост се откроява в италианския подход, при който управлението на ИИ не се ограничава до приемането на вътрешни университетски политики. Закон № 132 от 2025 г. създава връзка между европейската регулация, националните компетентни органи, университетското образование, развитието на ИИ грамотност и участието на университетите в регулаторни лаборатории и експериментални среди (Iannitti, Gelmetti, 2025). Така висшите училища се разглеждат не само като адресати и изпълнители на регулаторните изисквания, а и като активни участници в процесите на тяхното прилагане, тестване и развитие. Италианският опит очертава следваща фаза в развитието на управлението на ИИ, при която университетите се интегрират в по-широка национална система.

Предложеният модел има аналитичен, а не нормативен характер. Той отчита, че отделните измерения на институционалното управление на ИИ могат да се развиват с различна скорост и че едно висше училище може едновременно да проявява характеристики на повече от едно ниво. Поради това институционалната зрялост не следва да се свързва единствено с наличието на политика или друг формален документ, а със степента, в която са съгласувани правилата за използване на ИИ, развитието на компетентности, управлението на данните, човешкият надзор, разпределението на отговорностите и механизмите за контрол и актуализация.

От тази гледна точка преходът към по-висока институционална зрялост означава не увеличаване на броя на ограниченията, а преминаване от отделни и реактивни мерки към последователна система за управление. Именно съгласуваността между политика, организационни механизми и реални практики отличава формалното регулиране на употребата на ИИ от неговото институционализирано управление.

Таблица 1. Нива на институционална зрялост

Ниво	Характеристика	Критерии
Ниво 0. Неуредена употреба (Какво правят отделните потребители?)	Използването на ИИ се осъществява предимно по лична инициатива на преподаватели, студенти или служители без официална институционална позиция.	• липса на официални документи; • липса на определени отговорности; • отсъствие на обучения; • използване на лични акаунти и външни инструменти.
Ниво 1. Осъзнаване и ИИ грамотност (Как да разберем ИИ?)	Институцията официално признава значението на ИИ и започва развитие на базова ИИ грамотност.	• институционално признаване на темата; • дейности за повишаване на осведомеността; • начални обучения; • публично обсъждане на възможностите и рисковете.
Ниво 2. Насоки за употреба (Как може да се използва ИИ?)	Университетът формулира препоръки и указания относно използването на ИИ в обучението и оценяването.	• наличие на насоки за преподаватели и студенти; • регулиране на академичната почтеност; • указания за деклариране на използването на ИИ.
Ниво 3. Институционална политика (Какви са правилата?)	Университетът приема официален нормативен документ, който урежда използването на ИИ на институционално равнище.	• наличие на официално приета политика; • ясно разписани принципи; • разпределени отговорности; • защита на данните и етични изисквания; • включване на всички основни дейности на университета.
Ниво 4. Управляем ИИ (Как институцията управлява ИИ?)	Университетът изгражда организационни механизми за управление на използваните ИИ системи и за контрол на риска.	• наличие на структури за управление; • идентифициране на използваните системи; • управление на риска; • човешки надзор; • регулярна актуализация на политиките.
Ниво 5. Стратегическо управление на ИИ (Как използването на ИИ допринася за изпълнението на мисията и за постигането на стратегическите цели на университета?)	Управлението на ИИ е интегрирано в стратегическото развитие на университета и се разглежда като част от институционалното управление.	• наличие на стратегическа визия; • интеграция с управленските процеси; • измерване на въздействието; • съответствие с *AI Act*; • участие в национални и европейски инициативи за ИИ; • партньорство с публични институции и регулаторни органи.

Източник: Собствена разработка

4. Заключение

Развитието на генеративния изкуствен интелект измества фокуса на университетските политики от допустимостта на използването към институционалното управление. Международните изследвания и първите български практики показват преход от правила, насочени основно към академичната почтеност, към модели на управление на ИИ (*AI governance*), които включват управление на риска, защита на данните, човешки надзор, отчетност и развитие на ИИ грамотност.

В този процес *AI Act* действа като катализатор, без да изисква университетите да приемат конкретен тип документ. По-съществено е, че използването на ИИ постепенно се превръща от индивидуална практика в обект на институционална отговорност. Затова зрелостта на университетите все повече ще се определя не от самото използване на ИИ, а от способността им да го управляват прозрачно, отговорно и адаптивно. Основното предизвикателство остава преодоляването на разрива между скоростта на технологичното навлизане и изграждането на необходимите политики, компетентности и механизми за управление.

Използвани източници

Белоев, Х., Войноховска, В., Смрикаров, А. (2024). Концептуална рамка за използване на изкуствения интелект във висшето образование. *Strategies for Policy in Science and Education = Стратегии на образователната и научната политика, 32*(5s), 11-22.

Иванов, П., Иванова-Чикова, Т., Стефанов, С. (2026). *Национално изследване „Индекс за готовността за изкуствен интелект в държавната администрация в Република България 2026 г.“*. София: Институт по публична администрация.

Мурджева, А. (2026). *Управление на риск от измами при онлайн изпити*. Четвърта научно-практическа конференция с международно участие „Дигитална трансформация на образованието – проблеми и решения“, Русе, 355-362.

Политика за използването на изкуствен интелект (ИИ), Химикотехнологичен и металургичен университет (ХТМУ), София, 2025, https://mmu2.uctm.edu/uctm/downloads/norm_docs/2025/politics_AI.pdf (04.09.2026 г.)

Правилник за отговорно и етично използване на изкуствен интелект в Минно-геоложки университет „Св. Иван Рилски“, София, 2026, https://mgu.bg/wp-content/uploads/2026/03/6.15-%D0%9F%D1%80%D0%B0%D0%B2%D0%B8%D0%BB%D0%BD%

D0%B8%D0%BA-%D0%98%D0%B7%D0%BA%D1%83%D1%81%D1%82%D0%B2%D0%B5%D0%BD-%D0%B8%D0%BD%D1%82%D0%B5%D0%BB%D0%B5%D0%BA%D1%82.pdf (04.09.2026 г.)

Chan, C. (2023). A comprehensive AI policy education framework for university teaching and learning. *International Journal of Educational Technology in Higher Education, 20*(38*).* https://doi.org/10.1186/s41239-023-00408-3

Dabis, A., Csáki, C. (2024). AI and ethics: Investigating the first policy responses of higher education institutions to the challenge of generative AI. *Humanities and social sciences communications, 11*. https://doi.org/10.1057/s41599-024-03526-z

Hackl, V., Müller, A., Sailer, M. (2026). The AI literacy heptagon: A structured approach to AI literacy in higher education. *Computers and Education: Artiɔcial Intelligence, 10*. https://doi.org/10.1016/j.caeai.2026.100540

Humble, N. (2025). Higher Education AI Policies—A Document Analysis of University Guidelines. *European Journal of Education, 60*(3). https://doi.org/10.1111/ejed.70214

Iannitti, S., Gelmetti, F. (2025). Italy enacts Law No. 132/2025 on Artificial Intelligence: Sector rules and next step. https://www.nortonrosefulbright.com/en/knowledge/publications/9bfedfea/italy-enacts-law-no-132-2025-on-artificial-intelligence-sector-rules-and-next-steps (04.09.2026)

Khoza, M., Wamba, S., Nyawa, S. (2026). Mapping the landscape of AI governance in higher education. *Assessment & Evaluation in Higher Education*, 1-22. https://doi.org/10.1080/02602938.2026.2712521

Regulation (EU) 2024/1689 of the European Parliament and of the Council, https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2024/1689/2026-07-27/eng (04.09.2026)

ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN ENTERPRISE RESOURCE PLANNING FOR INTELLIGENT BUSINESS DECISION SUPPORT

Chief Assistant, PhD, Mariana Boykova Kovacheva[1]

Abstract: *Artificial Intelligence (AI) extends the capabilities of Enterprise Resource Planning (ERP) systems beyond traditional transaction processing, process automation, and reporting by providing new possibilities for data-driven decision support. AI technologies and analytical methods can use enterprise data to support forecasting, anomaly detection, pattern identification, and recommendation generation. This paper examines selected applications of AI in ERP systems, focusing on demand forecasting, financial analysis and anomaly detection, and supply chain and inventory decisions. It also discusses key challenges related to data quality, model reliability, explainability, security and privacy, and human oversight. Based on a review of recent scientific literature, the paper argues that AI can strengthen ERP-based decision support by adding predictive and analytical capabilities while preserving the role of human judgement in decisions with significant business consequences.*

Key words*: Artificial Intelligence, Enterprise Resource Planning, decision support, predictive analytics, Machine Learning*

JEL: M15, C88

1. Introduction

Enterprise Resource Planning (ERP) systems play an important role in the management of modern businesses. Their main purpose is to integrate business processes and data from different functional areas into a common system. This integration provides organizations with consistent information and supports the coordination of activities across departments. (Davenport, 1998) (Önden, 2026) (Luminita Hurbean, 2026)Over time, the role of ERP systems has expanded beyond transaction processing and process automation, as organizations increasingly rely on the data stored in the centralized databases of the ERP systems for analysis and decision-making.

The development of Artificial Intelligence (AI) creates new opportunities for extending ERP capabilities. AI techniques can be applied to business data to identify patterns, forecast future outcomes, detect unusual behavior, and provide recommendations based on available information. Recent studies suggest that the integration of AI into ERP systems is gradually changing the way these systems support business operations and managerial decisions. (Luminita Hurbean, 2026) Instead of relying mainly on predefined reports and historical data, organizations can use AI-supported analysis to anticipate possible developments and evaluate potential actions.

This shift is particularly important for business decisions that depend on large amounts of operational data. Demand forecasting, inventory planning, financial analysis, and supply chain management are examples of areas where AI can complement traditional ERP functionality. However, the quality of the resulting

[1] mkovacheva@unwe.bg, University of National and World Economy (UNWE)

predictions and recommendations depends on several factors, including the quality of the underlying data, the reliability and transparency of the AI models, and the security of the information used. (Luminita Hurbean, 2026) Human involvement also remains important, particularly when AI-generated recommendations may affect critical business decisions. (Damian Dziembek, 2025)

The aim of this paper is to examine the role of Artificial Intelligence in extending the decision-support capabilities of ERP systems. The analysis focuses on selected applications in demand forecasting, financial analysis and anomaly detection, and supply chain and inventory management. Attention is also given to some of the main challenges associated with the use of AI for decision support in ERP environments. The study is based on a review and analysis of relevant scientific literature.

2. Artificial Intelligence in ERP Systems

ERP systems are designed around the idea of integrating business processes and data into one centralized database. This gives organizations a consistent view of their operations and reduces the need to maintain separate information systems for individual business functions. At the same time, conventional ERP functionality is largely based on predefined business rules and processes. The system records transactions, processes data according to these rules, and provides reports that managers can use when making decisions.

The integration of AI adds another layer to this functionality. Instead of processing data only according to predefined rules, AI techniques make it possible to identify patterns in existing ERP data and use them to estimate future outcomes. This does not change the fundamental purpose of an ERP system, but it extends the way in which the available data can be used. Recent research therefore considers AI as an important step in the development of more adaptive and intelligent ERP systems. (Luminita Hurbean, 2026)

Several AI technologies and analytical capabilities are relevant in this context: (Sarferaz, 2026)

- **Machine learning** can be used to analyze historical ERP data and identify relationships that may not be evident through conventional reporting.
- **Predictive analytics** builds on such data to estimate future demand, sales, costs, equipment failures, or other business outcomes.
- **Natural language processing** provides another type of functionality by allowing users to interact with enterprise data through natural language rather than relying only on predefined queries and reports.
- **Generative AI** and AI-based conversational systems have further expanded these possibilities by supporting the generation of summaries, explanations, and responses based on available information. (Tabov & Milev, 2023)

The value of these technologies, however, does not come from their inclusion in an ERP system alone. Their practical importance depends on how they

are connected to existing business processes and the data generated by these processes. ERP systems contain large amounts of operational and transactional data covering different areas of an organization. When this data is sufficiently accurate and consistent, AI can use it to support forecasting, identify deviations from expected behavior, and suggest possible actions. (Sarferaz, 2026)

This creates an important differentiation between traditional ERP functionality and AI-supported ERP functionality. Traditional reporting is mainly concerned with what has already happened in the organization. AI-based analysis can add a forward-looking perspective by estimating what is likely to happen and, in some cases, suggesting how the organization could respond. In this sense, AI does not replace the core functions of ERP systems. Rather, it extends them by providing additional analytical capabilities that can be used to support business decisions.

3. AI-Enabled Decision Support in ERP Systems

One of the main advantages of integrating AI into ERP systems is the possibility of using operational data not only to describe past activities, but also to support decisions about future actions. ERP systems continuously collect data from finance, sales, inventory, procurement, production, and other business processes. Different AI technologies can process these data and support analytical capabilities such as predictive analytics, pattern identification, anomaly detection, and recommendation generation. As illustrated in Figure 1, the resulting insights can then be used to support planning, financial, and operational decisions. (Luminita Hurbean, 2026)

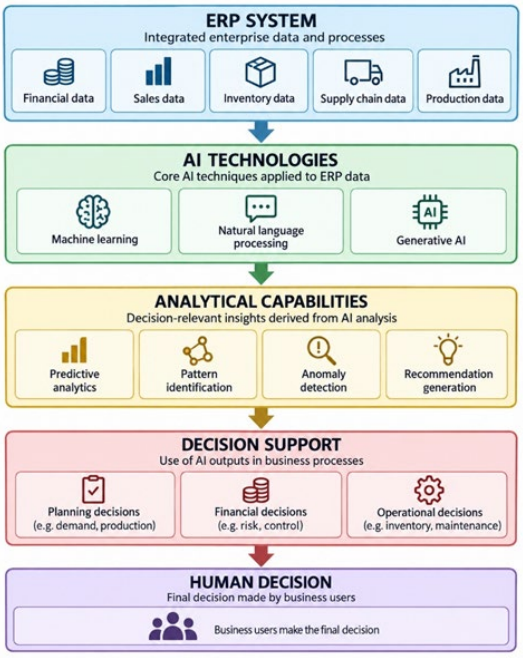


Figure 1 AI-enabled decision support in ERP systems
Source: Authors' own elaboration.

3.1. Demand Forecasting

Demand forecasting is an example of how AI can extend the analytical capabilities of an ERP system. In this context, machine learning can support predictive analytics by using historical and current ERP data to estimate future demand. Traditional forecasting is generally based on historical data and predefined statistical models, while machine learning methods can take into account a larger number of variables and more complex relationships between them. Depending on the available data, these may include previous sales, seasonal patterns, product characteristics, promotions, and other factors that influence demand. (Mario Angos Mediavilla, 2022)

The forecast itself is not the final business decision. Its value comes from the way it is used within related ERP processes. A predicted increase in demand, for example, may indicate the need to adjust purchasing quantities, production plans, or inventory levels. Similarly, an expected decrease in demand may lead to more cautious purchasing or production decisions. In this way, predictive analytics provides additional information that can support planning decisions rather than replace them. Research on AI-based demand forecasting shows that machine learning approaches can improve forecasting capabilities, although their effectiveness remains strongly dependent on the quality and relevance of the available data. (Mario Angos Mediavilla, 2022)

3.2. Financial Analysis and Anomaly Detection

Financial processes generate another important source of ERP data. Transactions, invoices, payments, expenses, and accounting records can be analyzed to identify behavior that differs from established patterns. AI-based anomaly detection can support this process by identifying unusual transactions or combinations of characteristics that may require further investigation. (Damian Dziembek, 2025) This is particularly useful when the volume of financial transactions makes detailed manual review difficult. Instead of reviewing every transaction with the same level of attention, AI can help direct users toward cases that appear unusual or potentially risky. However, an identified anomaly should be treated as a signal rather than as evidence that a transaction is incorrect or fraudulent. Unusual business activity may have a legitimate explanation, and further analysis is therefore necessary before a conclusion is reached.

Explainability is also important in this context. Users need to understand why a transaction or activity has been identified as unusual before deciding how to respond. For this reason, AI-based anomaly detection should support existing financial control and audit procedures rather than replace professional judgement. The main benefit is the ability to focus attention on relevant cases and provide additional information for financial and risk-related decisions. (Damian Dziembek, 2025)

3.3. Supply Chain and Inventory Decisions

AI-supported analysis can also contribute to inventory and supply chain decisions. ERP systems contain information about stock movements, sales orders, purchase orders, supplier lead times, current inventory levels, and production requirements. Analyzing these data together can provide a better foundation for estimating future inventory needs and identifying possible supply problems (Mario Angos Mediavilla, 2022) (Reza Toorajipour, 2021)

Demand forecasts can be combined with information about current stock levels and expected deliveries to support decisions about when and how much to order. AI can also help identify patterns related to repeated shortages, excess inventory, delivery delays, or supplier performance. In addition to identifying potential problems, AI models can generate recommendations concerning replenishment timing, order quantities, or other possible actions. The practical benefit is therefore not limited to greater automation. More importantly, AI can help organizations identify potential problems earlier and provide decision-makers with more timely and relevant information. The final decision, however, still depends on the business context, available resources, contractual conditions, and the judgement of the users responsible. (Reza Toorajipour, 2021)

These examples illustrate the general logic of AI-enabled decision support in ERP systems. ERP systems provide integrated business data, while AI technologies transform these data into analytical capabilities such as prediction, pattern identification, anomaly detection, and recommendation generation. The resulting outputs can support planning, financial, and operational decisions. Their value, however, depends on how they are interpreted and applied by business users. For this reason, AI can strengthen ERP-based decision support without eliminating the need for human judgement in the final decision-making process.

5. Challenges and Limitations of AI-Based Decision Support

Although AI can extend the decision-support capabilities of ERP systems, its use also introduces several practical limitations. One of the most important is the quality of the data used by AI models. ERP systems contain information collected from different business processes, departments, and users, and this information is not always complete, consistent, or up to date. Missing values, duplicate records, incorrect classifications, or inconsistent master data can directly affect the quality of the resulting forecasts and recommendations. For this reason, the effectiveness of AI-based decision support depends not only on the selected model, but also on the way enterprise data is collected, maintained, and governed (Luminita Hurbean, 2026) (Sarferaz, 2026)

Another issue is the reliability of AI-generated results. Predictions are based on patterns identified in existing data and are therefore affected by chang-

es in business conditions. A model trained on historical demand, for example, may become less accurate when customer behavior, market conditions, or supply constraints change significantly. AI outputs should consequently be treated as estimates rather than certain outcomes. Continuous evaluation of model performance is particularly important when predictions are used as an input to business decisions (Sarferaz, 2026)

Explainability is closely related to this problem. In many ERP processes, users need more than a prediction or a recommended action; they also need to understand the factors that contributed to it. This is particularly relevant in financial control, procurement, and other areas where decisions may need to be justified or audited. More complex models can make this difficult because their internal reasoning may not be immediately understood by business users. Research on ERP anomaly detection, for example, shows the importance of providing interpretable information together with model results so that unusual transactions can be examined rather than automatically classified as problematic. (Kristof Coussement, 2024) (Marcelo I. Reis, 2025)

Security and privacy also require particular attention. ERP systems contain sensitive financial, employee, customer, supplier, and operational information. Introducing AI creates additional data flows and processing activities, which can increase the need for appropriate access control, data protection, logging, and monitoring. These requirements become especially important when AI services are connected to external platforms or when enterprise data are used for model training and inference. (Sarferaz, 2026)

Finally, the use of AI does not remove the need for human judgement. The appropriate level of reliance on an AI recommendation depends on the type of decision, its potential consequences, and the confidence that can reasonably be placed in the model. Routine and low-risk decisions may allow a higher degree of automation, while decisions with significant financial or operational consequences require stronger human oversight. (Marcelo I. Reis, 2025) In this sense, the main challenge is not simply to automate as many decisions as possible, but to determine where AI provides useful support and where professional judgement should remain central. (Luminita Hurbean, 2026) (Sarferaz, 2026)

6. Conclusion

The integration of AI into ERP systems extends their traditional role beyond transaction processing, process integration, and reporting. By using enterprise data for forecasting, anomaly detection, pattern identification, and recommendation generation, AI can provide additional support for planning, financial, and operational decisions.

The examples discussed in this paper show that the value of AI in ERP environments is closely related to the availability and quality of business data.

Demand forecasting, financial anomaly detection, and supply chain analysis demonstrate how information already generated within ERP processes can be used to provide a more forward-looking view of business operations. In this way, ERP systems can support not only the analysis of past events, but also the assessment of possible future developments and actions.

At the same time, AI-based decision support introduces important limitations. Data quality, model reliability, explainability, security, and privacy can directly affect the usefulness of AI-generated outputs. For this reason, predictions and recommendations should not be treated as unquestionable results. Their interpretation requires knowledge of the business context and, particularly in decisions with significant financial or operational consequences, appropriate human oversight.

The role of AI in ERP systems should therefore be viewed primarily as an extension of existing decision-support capabilities rather than as a complete replacement for human decision-making. Further research could focus on the practical evaluation of AI-supported ERP solutions, the impact of generative AI on user interaction with enterprise systems, and the development of governance approaches that balance automation with transparency, control, and accountability.

References

Damian Dziembek, T. T. (2025). A Model for Integrating Artificial Intelligence with ERP Systems – Towards Autonomous Business Management Systems. *Procedia Computer Science*.

Davenport, T. H. (1998). *Putting the Enterprise into the Enterprise System.* Harvard Business Review.

Kristof Coussement, M. Z. (2024). Explainable AI for enhanced decision-making. *Decision Support Systems*.

Luminita Hurbean, S. C. (2026). Unveiling AI-powered ERP systems: a systematic review of trends and future directions. *Information Systems and e-Business Management*.

Marcelo I. Reis, J. N. (2025). A context-aware decision support system for selecting explainable artificial intelligence methods in business organizations. *Computers in Industry*.

Mario Angos Mediavilla, F. D. (2022). Review and analysis of artificial intelligence methods for demand forecasting in supply chain management. *Procedia CIRP*.

Önden, A. (2026, March 7). Integrating Artificial Intelligence and Enterprise Resource Planning Systems: A Structured Review of Decision Support Capabilities, Constraints, and Governance. *Management Science Advances*, pp. 172-186.

Reza Toorajipour, V. S. (2021). Artificial intelligence in supply chain management: A systematic literature review. *Journal of Business Research*, 502-517.

Sarferaz, S. (2026). A model for incorporating AI into ERP software. *Discover Artificial Intelligence*.

Milev, P., & Tabov, Y. (2023). From Unstructured Data to Insights: Understanding the Role of ChatGPT in the Rising Trend of AI Chatbots in Web Publications. *Godishnik na UNSS*, 17-29.

МОДЕЛИ ЗА ИКОНОМИЧЕСКО ПЛАНИРАНЕ, ПОДПОМОГНАТИ ОТ ИЗКУСТВЕН ИНТЕЛЕКТ

Гл. ас. д-р Надежда Веселинова [1]

Резюме: *Това изследване разглежда интеграцията на изкуствения интелект в моделите за икономическо планиране, предлагайки концептуален синтез на текущи изследвания. Идентифицирани са основни категории модели за прогнозиране, симулация и оптимизация, всяка от които разглежда отделни, но взаимосвързани функции в рамките на рекурсивните архитектури на планиране.*

Ключови думи: *изкуствен интелект; икономическо планиране; прогнозни модели; симулационни модели; оптимизационни модели; интелигентни системи за вземане на решения.*

JEL: C45, C53, C61, E17, O21

ECONOMIC PLANNING MODELS SUPPORTED BY ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Head Assist. Prof. Nadezhda Veselinova, PhD

Abstract: *Това изследване разглежда интеграцията на изкуствения интелект в моделите за икономическо планиране, предлага концептуален синтез на текущи изследвания. Идентифицирани в основните категории модели за прогнозиране, симулация и оптимизация, всеки от които се разглежда отделно, но взаимосвързани функции в рамките на рекурсивните архитектури на планиране.*

Key words*: artificial intelligence; economic planning; forecasting models; simulation models; optimization models; intelligent decision support systems.*

JEL: C45, C53, C61, E17, O21

1. Въведение

Нарастващата сложност на съвременните икономически системи, характеризиращи се с взаимосвързани глобални пазари, хетерогенни агенти, бързи технологични промени и непредсказуеми шокове, разкри присъщите ограничения на традиционните модели за икономическо планиране. В продължение на десетилетия икономистите разчитат на инструменти като иконометрични регресии (VAR, ARIMA), модели на изчислимо общо равновесие (CGE) и системна динамика (Feng et al., 2025). Въпреки че тези подходи предлагат ценни прозрения, те често са ограничени от линейни допускания, статична параметризация, ограничен капацитет за улавяне на хетерогенността на агентите и прекомерна зависимост от исторически модели, които може да не са валидни в турбулентна среда (Pejković, 2025).

[1] n.veselinova@uni-svishtov.bg, Стопанска академия „Д. А. Ценов“ - Свищов

Успоредно с това, бързото развитие на изкуствения интелект (ИИ), особено в машинното обучение, задълбочено обучение, многоагентното обучение с подкрепа и моделите на големи езици (LLM), откри безпрецедентни възможности за икономическо моделиране и планиране (Popa & Muresan, 2025). Техниките на изкуствения интелект могат да обработват огромни, високочестотни набори от данни (напр. данни на ниво транзакции, сателитни изображения, настроения в социалните медии), да разкриват нелинейни взаимовръзки, да симулират възникващи поведения на различни агенти и да оптимизират политическите цели в динамични условия (Chen et al., 2025). Тези възможности съживиха дългогодишен дебат относно осъществимостта и възможностите на икономическото планиране, особено от известен с оспорването си от Hayek и Lange през 20-ти век, който сега е преразгледан през призмата на информационно-обработващата мощ на изкуствения интелект (Robson & Tosi, 2025).

Този материал има за цел да систематизира моделите за икономическо планиране, подкрепени от изкуствен интелект. По-конкретно, се разглеждат теоретичните основи, които свързват класическите теории за планиране с подходите, базирани на изкуствен интелект, предлага се типология на моделите, базирани на LLM и техните основни методологии, обсъжда се практическите приложения и критично се разглеждат предизвикателствата, които съпътстват интегрирането на изкуствения интелект в процесите на планиране (Anggunia et al., 2025). Анализът е чисто концептуален и предлага структуриран синтез на текущи изследвания и перспектива, насочена към бъдещето, относно възможностите и недостатъците на изкуствения интелект в икономическото планиране.

Икономическото планиране се определя като процес на вземане на решения относно разпределението на ресурсите, разработването на политики и прогнозирането на икономически показатели в различни мащаби (Karten et al., 2025). В този контекст, изкуственият интелект обхваща всяка изчислителна система, която се учи от данни или взаимодействия, за да подпомогне или автоматизира аспекти на планирането, включително прогнозен анализ, симулация, базирана на агенти, оптимизация на политики и разсъждения на естествен език (Popa & Muresan, 2025). Това изследване е насочено към съвременните технологии и пътя пред икономическо планиране, основано на изкуствен интелект.

2. Икономическо планиране с изкуствен интелект

Последните изследвания идентифицират три отличителни измерения, чрез които ИИ трансформира икономическото планиране: преосмислянето на информационния проблем, появата на йерархични архитектури на планиране и операционализацията на рекурсивни цикли на прогнозира-

не-симулация-оптимизация (Chen et al., 2025; Pejković, 2025; Robson & Tosi, 2025). Тези измерения отразяват както теоретичното наследство на дебатите за планиране, така и техническите възможности на съвременните системи с ИИ.

Критиката на Hayek към централното планиране се основава на аргумента, че икономически релевантното знание е разпръснато, контекстуално специфично и често мълчаливо, качества, които никой централен орган не би могъл да улови напълно (Pejković, 2025). Изкуственият интелект не решава този проблем, а го трансформира фундаментално. Съвременните системи могат да агрегират и обработват данни в безпрецедентни мащаби, но тяхната ефективност зависи критично от качеството, представителността и навременността на данните (Anggunia et al., 2025). По-фундаментално, самореферентният характер на изкуствения интелект в икономическите системи, където алгоритмите за планиране трябва да отчитат поведението на други алгоритми, въвежда слой сложност, който класическата информационна теория никога не е предвиждала (Robson & Tosi, 2025). Планиращият сега трябва да моделира не само човешките агенти, но и системите с изкуствен интелект, които все повече посредничат при вземането на решения.

Планирането, подкрепено от изкуствен интелект, обикновено работи чрез многостепенни йерархични структури (Chen et al., 2025). На върха е централен модул за планиране, реализиран чрез модели на големи езици (LLM) или агенти за обучение с подкрепа, това формулира широки цели и стратегически насоки. Междинните нива са специализирани системи с изкуствен интелект за секторно планиране, превръщайки целите в изпълними задачи. В основата, отделните икономически агенти взаимодействат със системата, предоставяйки обратна връзка в реално време и генерирайки подробни данни, които информират решенията на по-високото ниво (Feng et al., 2025). Тази архитектура позволява както централна координация, така и местна автономия, като се справя с вечното напрежение в теорията на планирането между контрола отгоре надолу и адаптацията отдолу нагоре.

За разлика от традиционното линейно планиране (прогноза → решение → внедряване), планирането с помощта на изкуствен интелект работи като непрекъснат, итеративен цикъл на обратна връзка (Chen et al., 2025). Предсказващите модели генерират базови прогнози за показатели, използвайки архитектури за обучение (LSTM, трансформатори), които улавят нелинейни връзки и времеви зависимости (Popa & Muresan, 2025). Тези прогнози се използват в симулационни среди, обикновено многоагентни системи, където политиките се тестват спрямо различни сценарии и се наблюдават възникващи резултати на системно ниво (Feng et al., 2025). Резултатите от симулациите впоследствие информират за оптимизацията на политиките чрез алгоритми за обучение с подкрепа, които търсят оптимални параметри, балансиращи множество цели, като растеж, равенство, устойчивост,

стабилност (Karten et al., 2025). Цикълът е рекурсивен: оптимизираните политики генерират нови данни, усъвършенствайки прогнозите, които от своя страна подобряват симулациите и по-нататъшната оптимизация, създавайки самоадаптивна система за планиране.

3. Типология на моделите

В литературата се разграничават три основни категории модели за икономическо планиране, подкрепени от изкуствен интелект: модели за прогнозиране, симулационни модели и модели за оптимизация (Anggunia et al., 2025; Chen et al., 2025; Popa & Muresan, 2025). Тези категории не са взаимно изключващи се, а функционират в допълващи се конфигурации в рамките на интегрираните системи за планиране.

Прогнозните модели представляват информационната основа на планирането, базирано на изкуствен интелект, предоставяйки базови прогнози за показатели (Popa & Muresan, 2025). Съвременните подходи се простират отвъд традиционните иконометрични методи (VAR, ARIMA) чрез прилагането на архитектури за машинно обучение и задълбочено обучение.

Архитектурите за задълбочено обучение демонстрират производителност при улавяне на нелинейни връзки и времеви зависимости. Мрежите с дълга краткосрочна памет (LSTM) и затворените рекурентни единици (GRU) ефективно моделират последователни икономически данни, докато темпоралните конволюционни мрежи (TCN) предлагат изчислителна ефективност за дългосрочни зависимости (Popa & Muresan, 2025). Архитектурите, базирани на трансформация, първоначално разработени за обработка на естествен език, бяха адаптирани за прогнозиране, постигайки най-съвременни резултати при улавяне на сложни взаимодействия в множество времеви редове (Popa & Muresan, 2025).

Агрегиращите методи комбинират множество алгоритми, за да подобрят точността и устойчивостта на прогнозите. Машините за Random Forest, XGBoost и градиентно усилване са широко прилагани за задачи по икономическо прогнозиране, като често превъзхождат подходите с един модел чрез намаляване на дисперсията и отклоненията (Anggunia et al., 2025). Хибридните подходи, които интегрират класически иконометрични модели с машинно обучение, като VAR, допълнен с невронни мрежи, използват интерпретируемостта на структурните модели и предсказващата сила на техниките, основани на данни (Popa & Muresan, 2025).

Високочестотните и алтернативните данни допълнително разграничават прогнозирането с изкуствен интелект от традиционните подходи. Системите с изкуствен интелект могат да включват сателитни изображения, настроения в социалните медии, транзакции с кредитни карти и данни

за търсене в мрежата, за да генерират прогнози за икономическата активност в почти реално време (Anggunia et al., 2025). Тази възможност позволява на плановиците да реагират по-бързо на променящите се условия, въпреки че повдига въпроси относно качеството, представителността и поверителността на данните.

Симулационните модели позволяват на проектантите да тестват политики в контролирани виртуални среди преди тяхното внедряване в реалния свят. Многоагентните системи (MAS) представляват преобладаващата парадигма, представяйки икономическите участници като автономни агенти, чиито взаимодействия водят до възникващи резултати на системно ниво (Feng et al., 2025).

Агентно-базираните модели (ABM) с изкуствен интелект улавят хетерогенността на икономическите агенти, домакинства с различни предпочитания, фирми с различни производствени технологии, финансови институции с различни рискови профили и държавни структури с различни политически инструменти (Feng et al., 2025). За разлика от моделите с представителни агенти в класическата икономика, ABM позволяват на изследователите да наблюдават как поведението на микро ниво се агрегира в макро ниво модели, включително явления като балони, каскади и фазови преходи, които линейните модели не могат да възпроизведат.

Агентите с големи езикови модели (LLM) представляват напредък в симулационните възможности. Рамката SimCity използва многоагентна симулация с богати взаимодействия за моделиране на градското развитие, улавяйки сложните обратни връзки между икономическата активност, инфраструктурата и политическите интервенции (Feng et al., 2025). Йерархичните многоагентни рамки използват базирани на LLM плановици, които координират специализирани агенти, позволявайки динамично моделиране, при което политиките се формулират в отговор на променящите се икономически условия (Chen et al., 2025). Тези системи използват възможностите за разсъждение на LLM, за да генерират правдоподобно поведение на агентите и отговори, въпреки че остават ограничени от качеството на данните за обучение и присъщите ограничения на езиковите модели в численото разсъждение.

Сценарният анализ представлява ключово приложение на симулационните модели. Плановиците могат да симулират въздействието на външни шокове, финансови кризи, природни бедствия, прекъсвания на веригата за доставки или технологични пробиви и да оценят устойчивостта на различните политически режими (Anggunia et al., 2025). Техниките за трансферно обучение позволяват прилагането на симулационни модели, обучени в един контекст, към различни регионални или секторни условия, подобрявайки ефективността и обобщаемостта (Anggunia et al., 2025).

Моделите за оптимизация разглеждат нормативния въпрос за това кои политики трябва да бъдат прилагани, предвид заявените цели и огра-

ничения. Обучението с подкрепа (RL) се очертава като доминираща парадигма за оптимизация на политики в динамични икономически среди (Chen et al., 2025; Karten et al., 2025).

Обучението с подкрепа за оптимизация на политики третира икономическото вземане на решения като последователен проблем с решенията. RL агент взаимодейства със симулирана среда, получавайки награди въз основа на резултатите от политиката, и се учи да максимизира кумулативните награди във времето (Chen et al., 2025). Задълбочени Q-мрежи (DQN) и методи на градиента на политиката са приложени за оптимизиране на политики, правила и разпределението на разходи в многоагентни икономически симулации (Chen et al., 2025). Рамката на LLM Economist илюстрира този подход, използвайки модели с голяма популация и проектиране на механизми в рамките на многоагентни генеративни симулакри за оценка и подобряване на политиките (Karten et al., 2025).

Многоцелевата оптимизация разглежда реалността, че икономическите политики трябва да балансират конкуриращи се цели, икономически растеж, социално равенство, екологична устойчивост, фискална стабилност и политическа осъществимост (Anggunia et al., 2025). Техниките на Pareto за оптимизация търсят набори от политики, при които никоя цел не може да бъде подобрена, без да се влоши друга, предоставяйки на вземащите решения набор от компромисни опции, а не едно-единствено предписано решение. Този подход признава присъщия политически характер на решенията за планиране, като същевременно предоставя строга аналитична подкрепа (Anggunia et al., 2025).

Рекурсивната оптимизация разграничава планирането, базирано на изкуствен интелект, от статичната оптимизация в класическите модели. Тъй като икономическите системи се развиват в отговор на политиките, оптимизацията трябва да бъде непрекъсната и адаптивна. RL алгоритмите по своята същност поддържат тази рекурсивна логика, актуализирайки параметрите на политиката с появата на нови данни и с промяната на икономическата среда (Chen et al., 2025). Този адаптивен капацитет е особено ценен в нестабилна среда, където статичните политики бързо остаряват.

Въпреки че прогнозирането, симулацията и оптимизацията са аналитично различни, практическите реализации все повече ги интегрират в унифицирани системи за планиране (Chen et al., 2025). Прогнозните модели генерират данните, необходими за симулациите; симулациите осигуряват средата, в която се извършва оптимизацията; оптимизираните политики дават обратна връзка на прогнозите, създавайки рекурсивния цикъл. Тази интеграция отличава планирането, базирано на изкуствен интелект, от традиционните подходи, където прогнозирането, анализът и вземането на решения обикновено протичат в линейна, несвързана последователност (Karten et al., 2025).

4. Заключение

Изследването доведе до няколко заключения, които заслужават внимание, въпреки че всяко от тях остава зависимо от специфичните допускания и ограничения.

Първо, връзката между ИИ и класическия информационен проблем изглежда по-сложна, отколкото неговите поддръжници или критици обикновено признават. Въпреки че системите с ИИ демонстрират безпрецедентен капацитет за агрегиране на данни и разпознаване на модели, наличните доказателства не подкрепят твърдението, че те решават фундаменталните епистемологични предизвикателства, идентифицирани от Hayek (Pejković, 2025). По-скоро ИИ изглежда трансформира тези предизвикателства, въвеждайки нови форми на зависимост от данни, алгоритмично пристрастие и рекурсивна сложност, които класическата теория на планирането не е предвиждала. Дали тези трансформации представляват прогрес или регрес зависи от критерии, които сами по себе си са предмет на нормативно несъгласие (Robson & Tosi, 2025).

Второ, оперативната логика на планирането, активирано от ИИ, се различава съществено от класическите подходи по своята рекурсивна структура. Цикълът на прогнозиране-симулация-оптимизация, наблюдаван в съвременните рамки, предполага отклонение от линейните последователности „прогнозиране-след-имплементиране“ (Chen et al., 2025; Feng et al., 2025). Последиците от тази рекурсивност обаче остават недостатъчно разбрани. Обратните връзки могат да подобрят адаптивния капацитет при определени условия, но също така могат да генерират нестабилност или ефекти на блокиране, които са трудни за предвиждане или контролиране. Условията, при които рекурсивността подобрява, а не влошава резултатите от планирането, представляват отворен изследователски въпрос.

Трето, връзката между техническия капацитет и институционалната ефективност заслужава внимание. Литературният анализ показва, че точността на прогнозирането, прецизността на симулацията и прецизността на оптимизацията са необходими, но не и достатъчни условия за добро икономическо планиране (Anggunia et al., 2025; Robson & Tosi, 2025). Легитимността, прозрачността и отчетността на системите за планиране с изкуствен интелект изглеждат поне толкова важни, колкото и техническата им производителност. Това наблюдение предполага, че стойността на изкуствения интелект в икономическото планиране може да бъде реализирана само когато е придружена от институционални реформи, които разглеждат политическите и нормативните измерения на решенията за планиране.

Съществува напрежение между компютърното моделиране и нередуцируемия характер на планирането. Икономическото планиране включва компромиси със стойността, избор на разпределение и нормативни ангажименти, които алгоритмична оптимизация не може да разреши. Изкуст-

веният интелект предоставя мощни аналитични инструменти, но тези инструменти действат в рамките на съществуващите структури на власт и институционални логики и могат да ги подсилят (Pejković, 2025). Дали интегрирането на изкуствения интелект в икономическото планиране обслужва широки обществени интереси или тесни технически цели, остава отворен въпрос, който зависи от това как тези системи са проектирани, внедрени и управлявани.

Необходими са допълнителни изследвания в няколко аспекта: условията, при които рекурсивните цикли на планиране генерират стабилни резултати; институционалните договорености, които най-добре смекчават алгоритмичните пристрастия и осигуряват отчетност и нормативните рамки, които следва да ръководят проектирането на системите за планиране с изкуствен интелект. Техническият въпрос за това какво може да прави изкуственият интелект трябва да бъде съпроводен от продължително проучване на това какво трябва да прави изкуственият интелект и за кого.

Използвани източници

Anggunia, S. D., Sowell, J., & Pérez-Ortiz, M. (2025). Decoding development: The AI frontier in policy crafting: A systematic review. Data & Policy, 7, e31. https://doi.org/10.1017/dap.2025.10

Chen, Z., Shi, Z., Yang, Y., Fang, M., & Du, Y. (2025). EconTwo: A two-level multi-agent framework for dynamic macroeconomic modeling with shock resilience. In Proceedings of the 24th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS 2025). International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems.

Feng, Y., Lu, Y., Su, H., & He, T. (2025). SimCity: Multi-Agent Urban Development Simulation with Rich Interactions. arXiv preprint arXiv:2510.01297. https://doi.org/10.48550/arXiv.2510.01297

Karten, S., Li, W., Ding, Z., Kleiner, S., Bai, Y., & Jin, C. (2025). LLM Economist: Large Population Models and Mechanism Design in Multi-Agent Generative Simulacra. arXiv preprint arXiv:2507.15815. https://doi.org/10.48550/arXiv.2507.15815

Pejković, M. (2025). Artificial intelligence and central economic planning. Srpska politička misao, 94(6), 25–42. https://doi.org/10.5937/spm94-59849

Popa, F. G., & Muresan, V. (2025). Artificial Intelligence in Finance: From Market Prediction to Macroeconomic and Firm-Level Forecasting. AI, 6(11), 295. https://doi.org/10.3390/ai6110295

Robson, G., & Tosi, J. (2025, August 12). AI and political economy: Citizens beware. The Journal of Politics Blog. https://ubwp.buffalo.edu/jopblog/2025/08/12/ai-and-political-economy-citizens-beware/

ИЗКУСТВЕНИЯТ ИНТЕЛЕКТ В СФЕРАТА НА ЛИДЕРСТВОТО

Гл. ас. д-р Надежда Стефанова [1]

Резюме: *Настоящият доклад разглежда нарастващата роля на изкуствения интелект и огромното му въздействие върху съвременната бизнес среда. Основен акцент е поставен върху интегрирането на изкуствения интелект в сферата на лидерството, което налага преосмисляне на лидерските роли и умения. В този контекст се изтъкват ползите и предизвикателствата, свързани с внедряването на изкуствения интелект, като се предлага подход, който да подпомага ефективността на лидерите в тяхната управленска дейност.*

Ключови думи: *лидер, лидерство, изкуствен интелект, работно място*
JEL: M1, M12

ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN LEADERSHIP

Head Assist.Prof. Nadezhda Stefanova, PhD

Abstract: *This report examines the growing role of artificial intelligence and its profound impact on the modern business environment. Particular emphasis is placed on the integration of artificial intelligence into the realm of leadership, necessitating a rethinking of leadership roles and skills. In this context, the report highlights the benefits and challenges associated with the implementation of artificial intelligence and proposes an approach to support leaders in the effectiveness of their managerial activities.*

Key words*: leader, leadership, artificial intelligence, workplace*
JEL: M1, M12

1. Въведение

Днес лидерството, в частност лидерите в организации трябва непрекъснато да се развиват и приобщават към устойчиви бизнес модели, за да може своевременно и гъвкаво да постигат по-висока конкурентоспособност и по-висока иновативност.

Непредсказуемостта, технологичния прогрес и икономическите колебания налагат организационна промяна и лидерска ефективност, която да посреща новите предизвикателства и тяхното въздействие. При това положение се изисква култивиране на организационната култура, където иновативните технологии като изкуствения интелект, могат да бъдат в помощ на лидера при осъществяване на стратегическа оптимизация и вземане на гъвкави управленски решения. Следователно, лидерите, които успешно интегрират изкуствения интелект се оказват по-ефективни и офор-

[1] n.k.stefanova@uni-svishtov.bg, СА „Д. А. Ценов“, гр. Свищов

мят бъдеще, където съчетанието между човека и технологията се възприема като ценен инструмент за повишена производителност и по-добри бизнес резултати.

2. Роля на изкуственият интелект в лидерството

В днешния бързо развиващ се дигитален пейзаж, едно технологично постижение се откроява като революционно за бизнеса в различни индустрии: изкуственият интелект (ИИ). Със способността си да имитира човешкия интелект и да изпълнява задачи, които традиционно изискват човешка намеса, ИИ се превърна в крайъгълен камък на съвременните бизнес стратегии. (The Transformative Influence of Artificial Intelligence on Modern Business, 2026) Според последните проучвания, 35% от бизнеса вече използва изкуствен интелект, като 42% от компаниите обмислят внедряването на изкуствен интелект в бъдеще. (The Impact Of Artificial Intelligence On Leadership: How To Leverage AI To Improve Decision-Making, 2026)

Изкуственият интелект е крайното допълнение към човешкото мислене, превърнато в технологична платформа. (Olomi & Uranta, 2020) Нарастващата интеграция и използване на изкуствения интелект оказват голямо влияние върху работната среда на компаниите. (Peifer, Jeske, & Hille, 2022)

Повишавайки нивото на управление, изкуствения интелект създава нуждата от ефективност сред лидерите, които да утвърдят по-успешната бизнес стойност съгласно технологичния напредък и дигиталната трансформация.

Лидерството, основано на изкуствен интелект, е практика за насърчаване на култура на работното място, където служителите редовно използват инструменти с изкуствен интелект в подкрепа на работата си. Този подход подчертава нарастващата роля на изкуствения интелект в лидерството, където технологиите и човешките прозрения работят заедно. (What Is AI-Driven Leadership? A Simple Guide for Modern Leaders, 2026)

Изкуственият интелект анализира данни в реално време и предоставя препоръки за действие, като по този начин позволява на лидерите да вземат по-информирани решения и да реагират по-бързо на промените. (Triangility, 2026) Чрез внедряването на решения с изкуствен интелект компаниите могат да освободят служителите си, за да се съсредоточат върху задачи от по-високо ниво, изискващи повече критично мислене и креативност. (Dennison, 2026)

Според Metcalf, има десет неща, които лидерите трябва да изпълняват добре в бъдещето, задвижвано от изкуствен интелект. Те са (Metcalf, 2026):

- ✓ Комуникация – лидерите трябва да продължат да се фокусират върху основни лидерски умения, включващи общуване с другите – комуникация, сътрудничество, преговори, социално влияние и активно слушане.
- ✓ Нагласа за растеж – нужно е да се култивира мислене за растеж, любопитство и учене през целия живот.
- ✓ Адаптивност – изисква се да се подобрява способността да предвиждат промените и проактивно да инициират съгласувани инициативи за промяна.
- ✓ Емоционална интелигентност – необходимо е да се фокусират върху емоционалната интелигентност, включително самосъзнание, самоуправление, осъзнаване на взаимоотношенията, емпатия, изграждане на доверие и психологическа безопасност.
- ✓ Нагласа за изобилие – начинът на мислене, ориентиран към изобилие, вместо към недостиг ще им позволява да се справят с предстоящите предизвикателства.
- ✓ Експертиза в областта – стремеж да се отличават в областите, в които са експертни и да разбират най-новите технологични разработки в тези области.
- ✓ Умения за изкуствен интелект – лидерите трябва да знаят (и да имат екипи, които знаят) как да използват изкуствения интелект, за да получат полезна информация.
- ✓ Аналитични умения – редно е да използват наученото в партньорство с информация, генерирана от изкуствен интелект. За да направят това, ще им трябват силни аналитични умения и умения за решаване на проблеми, както и способност за системно мислене.
- ✓ Творчество – идентифициране на области, които ИИ не би обмислил, или създаване на решения, които ИИ не би измислил.
- ✓ Осъзнаване на риска – проучване на рисковете, които ИИ предоставя, и непрекъснато развиване на процесите на управление, за да се справят с тези рискове.

Успешните лидери са тези, които постоянно намират нови начини за работа, учене и овластяване на своите служители. (Adamopoulos, 2021) Появата на машинното обучение и изкуствения интелект принуждава лидерите да преосмислят какво е необходимо, за да ръководят успешно фирма, задвижвана от изкуствен интелект. (Frangos, 2022)

Установено е, че иновациите в областта на изкуствения интелект значително влияят върху стиловете на лидерство, правейки ги по-отзивчиви, проактивни и съобразени с променящите се пазарни условия. (de Diego Ruiz, Almodóvar, & Birkinshaw, 2024) Тази практика води до подобрения в организационната производителност и насърчава иновациите. (Heilig & Scheer, 2023) (Yathiraju & Dash, 2023)

Според изследване на Brynjolfsson и Mcafee (Brynjolfsson & Mcafee, 2017), лидерството, подкрепено от изкуствен интелект, не само повишава оперативната ефективност, но и насърчава приобщаването в процеса на вземане на решения.

От казаното до тук става ясно, че нарастващата роля на ИИ е безспорна, а въздействието му върху съвременното лидерство е революционно. Интеграцията на ИИ успява да рационализира редица задачи, свързани с бизнес процедурите, да стимулира иновациите и да предостави ценна информация относно нововъзникващите възможности, разширявайки лидерските роли и развивайки процесите по управление.

3. Ползи и предизвикателства от въздействието на изкуствения интелект върху лидерството

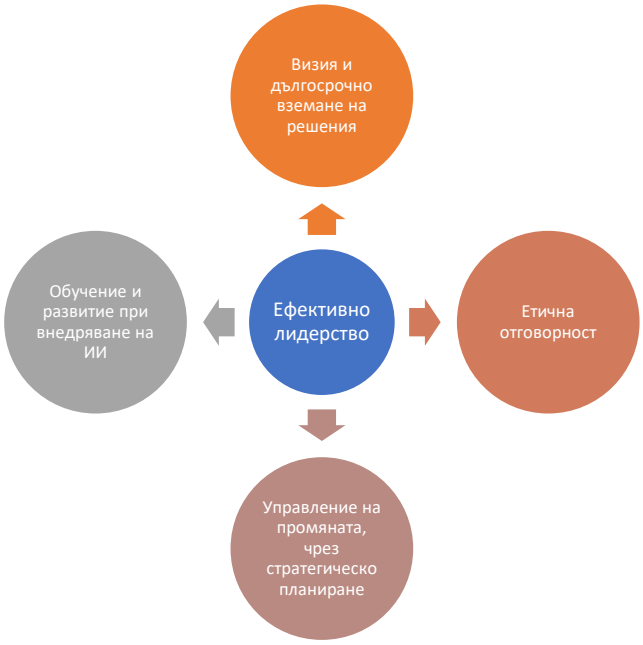
Лидерите, които възприемат изкуствения интелект, се оказват по-адаптивни и готови за бъдещето от тези, които разчитат единствено на традиционните методи. Всъщност, ползите от въздействието на изкуствения интелект се обуславят в следното: (AI-Powered Leadership: How Great Leaders Are Using AI to Make Better Decisions, 2026)

- *Изкуственият интелект помага на лидерите да вземат по-бързи решения, основани на данни.* Инструментите с изкуствен интелект решават това, като анализират огромни масиви от данни за секунди и открояват най-важните прозрения.
- *Изкуственият интелект намалява пристрастията и подобрява справедливостта при вземането на решения.* Най-добрите лидери използват изкуствения интелект като инструмент за намаляване на предразсъдъците, след което го комбинират със своята емпатия, етика и контекст.
- *Изкуственият интелект позволява по-персонализирано лидерство.* Лидерите знаят, че не всеки служител е мотивиран по един и същи начин. Инструментите с изкуствен интелект могат да анализират данни за ангажираност, модели на представяне и обратна връзка и т.н. Това позволява на лидерите да адаптират своя подход и да създадат по-благоприятна работна среда.
- *Изкуственият интелект помага на лидерите да управляват промените по-ефективно.* Изкуственият интелект подпомага това чрез: прогнозиране на това кои екипи могат да имат затруднения с новите системи или процеси; идентифициране на комуникационните пропуски, преди те да се превърнат в сериозни проблеми; моделиране на сценарии, което показва потенциалните резултати от различни решения. В това отношение лидерите могат да действат проактивно, вместо реактивно.

Въпреки ползите от изкуствения интелект в лидерството, има и потенциални предизвикателства, с които лидерите трябва да се справят.

- *Рискът от пристрастия в алгоритмите на изкуствения интелект.* Ако алгоритмите на изкуствения интелект са обучени върху пристрастни набори от данни, те могат да увековечат тези пристрастия и да доведат до несправедливо вземане на решения. Лидерите трябва да гарантират, че алгоритмите на изкуствения интелект са обучени върху разнообразни и представителни набори от данни, за да се сведе до минимум рискът от пристрастия.
- *Потенциалното въздействие на изкуствения интелект върху работната сила.* Тъй като автоматизацията с изкуствен интелект продължава да замества рутинните задачи, някои работни места може да станат неактуални. Ръководителите трябва проактивно да се справят с въздействието на изкуствения интелект върху работната си сила и да работят за преквалификация на служителите в новите роли.
- *Етичното вземане на решения.* Лидерите трябва да гарантират, че изкуственият интелект се използва етично и прозрачно, с ясни насоки и надзор. (Leading the Way: Navigating the Impact of Artificial Intelligence on Leadership, 2026)

В тази връзка, е необходимо да се възприеме лидерски подход, който успешно да съчетава потенциала на човешкия фактор с възможностите на технологиите (фигура 1):



Фигура 1. Лидерски подход, основан на ИИ
Източник: авторова

- ***Визия и дългосрочно вземане на решения***. Цялостният поглед върху перспективите и предизвикателствата от внедряването на ИИ оформя лидерска визия, позволяваща дългосрочната проницателност при вземането на управленски решения.
- ***Обучение и развитие при внедряване на ИИ.*** За изграждането на аналитични умения и умения свързани с ИИ е необходимо лидерите да поставят акцент върху непрекъснатото обучение и развитие в тази област, което от своя страна води до по-висока гъвкавост и липса на съпротива от страна на служителите.
- ***Етична отговорност.*** Постигането на ясна прозрачност и доверие в управлението, изисква от лидерите да гарантират, че липсват предубеждения и че получените данни следват етичните съображения и тяхното спазване. Следователно, лидерите трябва да умеят да идентифицират и решават проблеми от етичен характер.
- ***Управление на промяната, чрез стратегическо планиране.*** Управлявайки промяната, лидерската практика трябва да се адаптира безпроблемно към външните промени, предлагайки стратегическо планиране и безпрецедентна подкрепа, чрез личен пример и ефективна комуникация.

Осигурявайки подобен баланс лидерите, създават по-устойчива и по-адаптивна бизнес среда, която да отговаря на нарастващите промени от технологичен характер.

4. Заключение

В заключение, следва да отбележим, че изкуствения интелект има определящ принос за съвременния бизнес. Интеграцията му предоставя ползи, въз основа, на които лидера адаптира своя подход, въздействайки проактивно върху организацията и нейната бъдеща стратегия. Наред с перспективите изкуствения интелект поставя и предизвикателства, предопределящи рискът от пристрастия и етичното вземане на решения. В случая е представен релевантен подход, който да гарантира ефективното лидерство в ерата на изкуствения интелект.

Използвани източници

Adamopoulos, A. (2021). Aligning Business Agility with AI Opportunity. *Journal of Business Agility*, 38-43.

AI-Powered Leadership: How Great Leaders Are Using AI to Make Better Decisions. (17 юли 2026 г.). Извлечено от

https://fellow.msicertified.com/blog/ai-powered-leadership-how-great-leaders-are-using-ai-to-make-better-decisions

Brynjolfsson, E., & Mcafee, A. (2017). Artificial intelligence, for real. *Harvard Business Review, 1*, 1-31.

de Diego Ruiz, E., Almodóvar, P., & Birkinshaw, J. (2024). The effects of a firm's internationalization, age, and environmental turbulence on the capabilities that comprise strategic agility. *The International Entrepreneurship and Management Journal, 20 (3)*, 1-27.

Dennison, K. (20 юни 2026 г.). *The Impact Of Artificial Intelligence On Leadership: How To Leverage AI To Improve Decision-Making. Forbes.* Извлечено от https://www.forbes.com/sites/karadennison/2023/03/14/the-impact-of-artificial-intelligence-on-leadership-how-to-leverage-ai-to

Frangos, P. (2022). An Integrative Literature Review on Leadership and Organizational Readiness for AI. *European Conference on the impact of artificial intelligence on and Robotics. Vol. 4.issue1*.

Heilig, T., & Scheer, I. (2023). Decision Intelligence: Transform Your Team and Organization with AI-Driven Decision-Making. Decision Intelligence: Transform Your Team and Organization with AI-Driven Decision-Making, John Wiley & Sons.

Leading the Way: Navigating the Impact of Artificial Intelligence on Leadership. (10 юни 2026 г.). Извлечено от https://hoffmannreed.com/2023/04/13/the-impact-of-artificial-intelligence-on-leadership/

Metcalf, M. (2026 юни 10 г.). *10 Characteristics Business Leaders Will Need In The Age Of AI*. Извлечено от https://www.forbes.com/councils/forbescoachescouncil/2023/06/21/10-characteristics-business-leaders-will-need-in-the-age-of-ai/

Olomi, P., & Uranta, R. (2020). Artificial Intelligence and Organisational Agility of Heads of Department in Tertiary Institutions within Port Harcourt Metropolis, Rivers State, Nigeria. ISSN- 2379-106X. *American International Journal of Business Management (AIJBM).*

Peifer, Y., Jeske, T., & Hille, S. (2022). Artificial Intelligence and its Impact on Leaders and Leadership. DOI.10.1016/j.procs.2022.01.301. *Procedia Computer Science 200*, 1024–1030.

The Impact Of Artificial Intelligence On Leadership: How To Leverage AI To Improve Decision-Making. (10 юли 2026 г.). Извлечено от https://www.forbes.com/sites/karadennison/2023/03/14/the-impact-of-artificial-intelligence-on-leadership-how-to-leverage-ai-to-improve-decision-making/?sh=1e05f49933d9

The Transformative Influence of Artificial Intelligence on Modern Business. (17 юли 2026 г.). Извлечено от

https://www.linkedin.com/pulse/transformative-influence-artificial-intelligence-modern-business-cmjrc

Triangility. (2026 юли 17 г.). *AI and Leadership: How Artificial Intelligence Transforms the Management Role in 2026*. Извлечено от https://triangility.com/ai-and-leadership-how-artificial-intelligence-is-changing-the-leadership-role/

What Is AI-Driven Leadership? A Simple Guide for Modern Leaders. (12 юли 2026 г.). Извлечено от https://ace.edu/blog/what-is-ai-driven-leadership-a-simple-guide-for-modern-leaders/

Yathiraju, N., & Dash, B. (2023). Big Data and Metaverse Revolutionizing the Futuristic Fintech Industry. AIRCC's. *International Journal of Computer Science and Information Technologies*, 1-13.

ИЗМЕРВАНЕ И ОЦЕНКА НА ЦИКЛОМАТИЧНАТА СЛОЖНОСТ ПРИ МОДЕРНИЗАЦИЯ НА УЕБ ПРИЛОЖЕНИЕ ЗА УПРАВЛЕНИЕ НА НАУЧНИ ПУБЛИКАЦИИ

гл. ас. д-р Олга Маринова[1],
Вероника Ненкова[2]

Резюме: *Оценката на качеството на програмния код в академичните информационни системи придобива все по-голямо значение в контекста на нарастващите изисквания за автоматизация и интеграция с национални и международни наукометрични платформи. Наличието на обективни метрики за качество на кода е предпоставка за успешната актуализация на остарели системи, използвани за отчитане на научната продукция на преподавателите във висшите учебни заведения. Цел на доклада е да изследва приложимостта на цикломатичната сложност като метрика за обективна оценка на качеството на програмния код при модернизация на уеб приложение за управление на наукометрични данни. За постигането на тази цел е извършен сравнителен анализ на реални програмни фрагменти от съществуващата и обновената версия на системата, като са разгледани ключови архитектурни решения в backend частта, водещи до измеримо редуциране на структурната сложност и оптимизация на взаимодействието с базата от данни.*

Ключови думи: *цикломатична сложност, наукометрични данни, ORM, рефакториране, качество на програмния код*

JEL: O33, M15, I23

MEASURING AND EVALUATING CYCLOMATIC COMPLEXITY IN THE MODERNIZATION OF A WEB APPLICATION FOR SCIENTIFIC PUBLICATION MANAGEMENT

Chief Assist. Prof., PhD, Olga Marinova,
Veronika Nenkova

Abstract: *The evaluation of program code quality in academic information systems is acquiring increasing importance in the context of the growing requirements for automation and integration with national and international scientometric platforms. The availability of objective and measurable code-quality metrics is a prerequisite for the successful modernization of outdated systems used to report the research output of faculty members at higher education institutions. The aim of this paper is to examine the applicability of cyclomatic complexity as a metric for the objective assessment of program code quality in the modernization of a web application for the management of scientometric data. To achieve this aim, a comparative analysis of actual code fragments from the existing and the updated versions of the system was carried out, examining key architectural decisions in the backend that lead to a measurable reduction of structural complexity and to the optimization of interaction with the database.*

[1] olga.marinova@ue-varna.bg, Икономически университет – Варна

[2] veronika.nenkova@ue-varna.bg, Икономически университет – Варна

Key words: *cyclomatic complexity, scientometric data, ORM, refactoring, software code quality*
JEL: O33, M15, I23

1. Въведение

Разработването и дългосрочната поддръжка на съвременни уеб приложения изискват обективни и количествено измерими методи за оценка на качеството на програмния код. Развитието на системите и добавянето на нови функционалности често водят до натрупване на структурна сложност, дублиран код и симптоми за влошено качество на кода (т.нар. *code smells*), които затрудняват разбирането, тестването и последващата адаптация към нови изисквания (Rio & Brito e Abreu, 2023). Ето защо обективното измерване на сложността на кода се превръща в ключов инструмент за локализиране на рисковите участъци в системата.

Цикломатичната сложност (**Cyclomatic Complexity – CC**) е сред най-често използваните метрики за оценка на структурната сложност на кода поради своята устойчивост и лесна интерпретация. Тя измерва броя на линейно независимите пътища през даден програмен фрагмент (McCabe, 1976) и макар че е предложена преди няколко десетилетия, продължава да бъде актуален предмет на изследване (Siahaan et al., 2025).

Уеб приложенията за управление на научни публикации представляват типичен пример за системи, които се развиват дълго във времето. Те обединяват сложна бизнес логика – каталогизиране на публикации, управление на автори и цитирания, изчисляване на библиометрични показатели, справки и филтриране на данни. Голяма част от тези системи са реализирани на PHP. Старият код често разчита на директни SQL заявки, вплетени в бизнес логиката, което увеличава цикломатичната сложност и намалява възможността за поддръжка.

Цел на доклада е да се изследва измерването и оценката на цикломатичната сложност при модернизацията на PHP уеб приложение за управление на научни публикации в *Икономически университет – Варна*, като се демонстрира ефектът от употребата на техники за рефакториране и преминаването към обектно-релационно картографиране (Object-Relational Mapping, **ORM**) чрез **Eloquent** и оптимизацията на достъпа до данни. С оглед постигането на целта се защитават три основни тези: (1) цикломатичната сложност е обективна метрика, която дава едни и същи резултати при всяко измерване и е възможна за прилагане както ръчно, така и чрез инструменти; (2) типичните за PHP приложенията модели на достъп до данни са основен източник на висока CC; (3) модернизацията чрез рефакториране, ORM и оптимизирани заявки води до измеримо намаляване на CC при запазена функционалност.

2. Цикломатична сложност – особености и измерване

Цикломатичната сложност се изчислява върху графа на управляващия поток (control-flow graph), в който възлите съответстват на групи от последователни инструкции, а насочените ребра – на прехвърлянето на управление между тях. Класическата формула на McCabe (1976) е:

$$V(G) = E - N + 2P \quad (1)$$

където E е броят на ребрата в графа, N – броят на възлите, а P – броят на свързаните компоненти (обикновено P = 1 за отделен метод). На практика инструментите за статичен анализ на PHP, като ***PhpMetrics*** и ***PDepend***, използват еквивалентен подход, при който сложността се получава чрез преброяване на точките на разклонение в кода. Началната стойност е 1 и към нея се добавя по единица за всяка условна конструкция или цикъл (*if, elseif, for, foreach, while*), за всеки клон *case* в конструкция *switch*, както и за тернарния оператор (*?:*) (Pichler, 2024). ***PDepend*** означава тази базова метрика като **CCN** (Cyclomatic Complexity Number). Разширеният вариант на метриката, означаван като **CCN2**, отчита допълнително всеки логически оператор, свързващ отделни условия в един израз (*&&, ||, and, or, xor*), както и всеки блок *catch*, тъй като обработката на изключения създава допълнителен възможен път на изпълнение (Pichler, 2024).

Стойностите на цикломатичната сложност имат установена в практиката интерпретация, която позволява категоризиране на програмните единици според риска, който носят за тяхното тестване и поддръжка. Обобщение на тази скала, изведена от McCabe (1976) и възприета в по-нататъшни изследвания, е представено в Таблица 1.

Таблица 4. Скала за интерпретация на стойностите на цикломатичната сложност на даден метод

1 – 10	11 – 20	21 – 50	> 50
Прост, лесен за тестване	**Умерено сложен**	**Сложен, рисков**	**Много труден за поддръжка**

Източник: Адаптирано по McCabe (1976) и Siahaan et al. (2025)

Тази скала намира потвърждение и в по-новите изследвания върху връзката между цикломатичната сложност и качеството на софтуера. Систематичен обзор на пет емпирични изследвания, обхващащи над 200 софтуерни проекта, установява силна положителна корелация между CC и необходимия обем тестово покритие, както и умерена до силна отрицателна корелация между CC и разбираемостта на кода от страна на разработчиците (Siahaan et al., 2025). Също така методите със стойност на CC над 8 изискват средно с 35-45% повече време за разбиране и модифициране от страна на разработчиците в сравнение с методите, които са с ниска сложност (Siahaan

et al., 2025). Тези резултати подкрепят избора на CC като основна метрика в настоящия доклад, тъй като определят практически праг, над който сложността започва да затруднява разбирането и поддръжката на кода.

3. Цикломатична сложност в PHP уеб приложения

PHP остава един от най-широко разпространените езици за разработка на уеб приложения, включително на системи за управление на научно съдържание и наукометрични данни. Дългият жизнен цикъл на подобни системи, съчетан с постепенното добавяне на нови изисквания, ги прави особено податливи на натрупване на структурна сложност. Използването на архитектурния шаблон Model-View-Controller (MVC) при PHP уеб приложенията улеснява разделянето на бизнес логиката от потребителския интерфейс и позволява последващ анализ на софтуерното качество (Bankov, 2019). Цикломатичната сложност е една от основните метрики за такъв анализ, а разбирането на специфичните за PHP източници, които я повишават, е предпоставка за нейното целенасочено намаляване при модернизация.

3.1. Специфични източници на висока сложност в PHP уеб приложенията

Първият и най-съществен източник на висока цикломатична сложност в PHP уеб приложенията е вплитането на достъпа до данни в бизнес логиката на контролерите. В приложения без ясен слой за абстракция на данните заявките към базата от данни често се изграждат чрез верига от JOIN операции и условно добавяни фрагменти в самия метод на контролера – модел, онагледен и в настоящия доклад с примера за класа *PublicationController*. Всяко такова условие добавя нов независим път на изпълнение и следователно повишава CC. Емпирично изследване върху еволюцията на *code smells* в PHP уеб приложения потвърждава, че методите с преплетена логика за достъп до данни са сред най-устойчивите и трудни за отстраняване практики от този тип (Rio & Brito e Abreu, 2023).

Вторият източник е динамичната типова система на PHP, която по подразбиране не налага стриктна проверка на типовете данни и често принуждава разработчиците към т.нар. защитно програмиране – многократни явни проверки за наличие, тип и валидност на входните данни (*isset*, *is_array*, *empty*), натрупващи се в началото на методите и добавящи допълнителни точки на разклонение.

Третият източник е свързан не толкова със самия език, колкото с начина, по който разработчиците използват изградените върху него софтуерни рамки. Изследвания върху метриките за структурна сложност при приложения, създадени с Laravel, подчертават значението на количественото

оценяване на сложността на отделните компоненти на приложението – контролери, модели и изгледи (Onyango et al., 2024). В съответствие с тези принципи, анализът на разглежданото в настоящия доклад приложение показа, че натрупването на бизнес логика, валидации и заявки директно в контролерите е довело до формирането на т. нар. „претоварени контролери“ (Fat Controllers), което налага прилагането на техники за рефакторинг и оптимизация на кода.

3.2. Измерване на цикломатичната сложност и приложение при системи за управление на научни публикации

За PHP са разработени редица утвърдени инструменти за статичен анализ, което прави измерването на цикломатичната сложност достъпно и с устойчиви резултати при всяко приложение. Най-разпространените сред тях са *PhpMetrics* и *PDepend*, използвани и в емпиричната част на настоящия доклад. *PhpMetrics* се откроява със способността си да генерира подробен HTML отчет с визуализация на сложността по класове и файлове, което улеснява бързото идентифициране на „критичните точки“, нуждаещи се от рефакториране (вж. Фигура 1).

Системите за управление на научни публикации обикновено се отличават с висока цикломатична сложност, тъй като архитектурата им разчита на многобройни условни разклонения за управление на достъпа и комплексни заявки. Именно такива операции по създаване и редактиране на записи, реализирани чрез директни заявки с множество вложени условия, се превръщат в основна причина за висока цикломатична сложност, какъвто е случаят и с метода create_publication() в старата версия на приложението, разгледан в точка 5 (вж. Таблица 2).

Изследване върху статичния анализ на кода в университетска информационна система потвърждава, че метрики като цикломатичната сложност осигуряват фокус върху най-проблемните компоненти, вместо да се разпиляват ресурси в опити за подобрение на целия код (Pratama et al., 2026). Именно този целесъобразен подход е приложен и при модернизацията на приложението за научни публикации, представена в следващите точки.

4. Модернизация на съществуващо приложение чрез употреба на техники за рефакториране, Eloquent ORM и дефиниране на релации

Наред с дефинирането на цикломатичната сложност е необходимо да се анализира как върху нея влияят съвременните архитектурни решения, приложени чрез модернизация и частично рефакториране на кода. Според Almogahed et al. (2025) рефакторирането подобрява четимостта, гъвкавост-

та и скоростта на системата, като я разделя на повторно използваеми модули и гарантира спазването на установените стандарти.

Един от основните градивни елементи на рефакторирането е т. нар. „извличане на метод“ (Extract Method) – преместване на фрагмент от код от даден метод в нов такъв с име, описващо поведението му (AlOmar, Mkaouer & Ouni, 2024). Тази техника е реализирана в действителност в обновената версия на приложението, като едно от местата, в които е въведена нейната употреба, е клас-файлът *PublicationController*. В него значителна част от бизнес логиката, първоначално разположена в метода **create_publication()**, е изнесена в специализирани методи на новосъздадените сервизни класове – *PublicationWriteService* и *PublicationUrlValidationService*, както и в клас, отговарящ за валидацията на входните данни – *CreatePublicationRequest.* По този начин заедно с прилагането на *Extract Method* се осъществява и извличане на функционалност в отделен клас (Extract Class). Така обемът на кода в основния метод в контролера се съкращава многократно, а неговата роля остава единствено обединяването на различните стъпки при създаването на публикации. Останалите операции, съпътстващи процеса, са поместени в самостоятелни методи с ясно определени отговорности, в което се изразява същността на принципа „разделяне на задачите“ (Separation of Concerns).

Освен рационализирането на структурно ниво в програмния код, съществена част от модернизацията на разглеждания софтуерен продукт заема и подобрението в начина на работа с базата от данни. За тази цел са използвани възможностите на вградения в Laravel инструмент Eloquent ORM, сред които дефиниране на релации между моделите и оптимизирано извличане на свързани данни. ORM инструментите опростяват взаимодействието със съхранените записи посредством обектно-ориентирани парадигми, като основните предимства на Eloquent са четимостта на кода, лесната поддръжка и възможността за дефиниране на релации (Jayaraman & Siddharth, 2025). Употребата му в обновената система позволява директно свързване между създадените модели, както и последващо предварително зареждане на желаните записи и прилежащите им връзки чрез метода with(). Тази техника (*Eager Loading)* предотвратява често срещания в областта проблем (*N + 1 query problem)*, при който последователното зареждане първо на необходимите записи и след това на релациите помежду им води до забавяне поради изпълнението на голям брой допълнителни заявки.

5. Оценка на влиянието от модернизацията чрез измерване на цикломатичната сложност

Описаните архитектурни промени и приложените техники за рефакториране следва да бъдат оценени и чрез количествени показатели, за да се установи до каква степен тяхната употреба води до реално подобрение в

качеството на програмния код. За целта е извършен сравнителен анализ на старата и на обновената версия на системата, като са измерени CC, CCN, CCN2 и други показатели чрез инструментите *PhpMetrics* и *PDepend*.

В Таблица 2 са онагледени резултатите от сравнението между метода create_publication() в първоначалния вариант на разработката и неговия наследник store() в модернизираната версия.

Таблица 2. Сравнение на показатели за качеството на кода между методите create_publication() и store(), получени чрез PDepend

Мярка	Стара имплементация / create_publication()	Нова имплементация / store()
LOC	224	34
CCN	31	3
CCN2	31	3

Източник: Собствена разработка

Данните в таблицата показват, че броят на редовете код (Lines of Code – LOC) в метода е намалял близо седемкратно в новата версия на системата. Стойностите на метриките CCN и CCN2 са се понижили над десет пъти, достигайки стойност **3**. Според скалата, представена в Таблица 1, методът store() попада в категорията с ниска сложност (CC от 1 до 10). За разлика от него, при метода create_publication() е регистрирана стойност от **31** както за CCN, така и за CCN2, което свидетелства за неговата висока сложност и трудна четимост.

Освен на ниво метод, влиянието на извършената модернизация може да бъде проследено и на ниво клас. Това именно е представено в Таблица 3. Данните в нея сочат, че стойността на LOC в клас-файла *PublicationController* е намаляла над два пъти. В обновения вариант на контролера се отчита значителен спад както при общата CC, така и при средните стойности на CCN и CCN2 на ниво метод, което потвърждава намалената сложност на кода в целия клас.

Таблица 3. Сравнение на показатели за качеството на кода между старата и новата версия на клас-файла PublicationController, получени чрез PDepend и PhpMetrics

Мярка	PublicationController (стара версия)	PublicationController (нова версия)
LOC	1670	855
CC	212	67
Среден CCN на метод	≈ 8.27	≈ 3.42
Среден CCN2 на метод	≈ 8.27	≈ 4.05

Източник: Собствена разработка

Таблица 4 представя настъпилите промени на ниво цял проект. Броят на класовете е нараснал приблизително 3,5 пъти – от **86** в старата версия на **301** в

новата. Това разделяне на функционалностите между повече специфични класове е довело до многократно намаляване на средноаритметичната CC и броя на бъговете за клас.

Таблица 4. Сравнение на показатели за качеството на кода между старата и новата версия на проекта, получени чрез PhpMetrics

Мярка	Стара версия на проекта	Нова версия на проекта
Брой класове	86	301
Средна CC на клас	53.30	8.98
Среден брой бъгове за клас	2.25	0.24

Източник: Собствена разработка

Графиките, генерирани чрез *PhpMetrics* за предишния и модернизирания софтуерен продукт, са представени на Фигура 1.

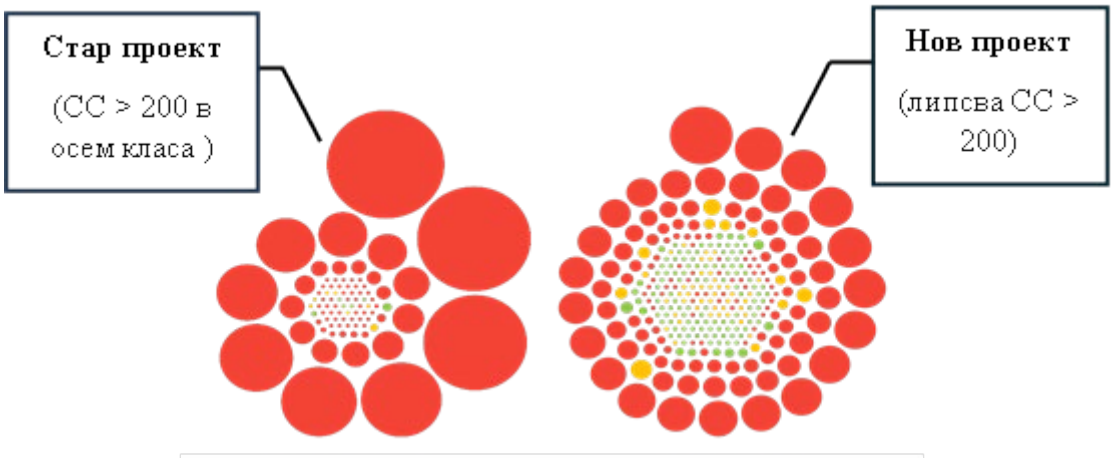
Размерът на всеки кръг в графиките съответства на ***CC на класа***, а **цветът** му отразява ***индекса на лекота на поддръжка* (*Maintainability Index*)** – зелено означава добра, жълто/оранжево – средна, а червено – ниска лекота на поддръжка, т.е. висок риск (PhpMetrics, 2024). Големите червени кръгове следователно показват класове, които са едновременно обемни/сложни и трудни за поддръжка. Диаграмите са интерактивни и при посочване на даден кръг се визуализират допълнителни детайли за съответния клас – името му и стойностите на неговите CC и Maintainability Index.

Видно от фигурата е, че след извършената модернизация броят на класовете не само значително се увеличава, но и повечето от тях вече попадат в областите от класове, които са по-лесни за поддръжка и се характеризират с по-ниска сложност (повече кръгове в жълто и зелено).

Съществен принос за успешното намаляване на сложността на програмния код има и модернизирането на начина за достъп до данните чрез използването на Eloquent ORM и предварителното дефиниране на релации между моделите. Като пример за това служи представеното на Фигура 2 сравнение между извадки от методи от предходната и обновената версия на класа *PublicationController*.

```
$query =
DB::table('publications')
->join('authors_publications', ...)
->join('authors', ...)
->join('pub_types', ...)
->join('users', ...)
-
>leftJoin('publications_indexes',
...)
->leftJoin('index_types', ...)
->select(..., DB::raw(...));
```

```
 $query =
Publication::with([
'aliases',
'indexes',
'publicationType'
])
->get();
```



Фигура 5. Съпоставка на извадки от програмния код на първоначалния и новия вариант на класа PublicationController
Източник: Собствена разработка

От фигурата се вижда, че в първоначалната версия извличането на данните се реализира чрез множество JOIN операции и директни SQL заявки (DB::raw()), докато в обновения вариант се използват Eloquent ORM, предварително зададени релации и техниката *Eager Loading*.

Получените резултати потвърждават, че извършената модернизация на системата води до съществено подобрение в качеството на програмния код.

6. Заключение

Проведеният анализ и постигнатите практически резултати потвърждават трите основни тези на изследването. Резултатите сочат, че цикломатичната сложност функционира като надеждна метрика за оценка на софтуерното качество, а основният източник на нейната висока стойност в системите за управление на научни публикации е смесването на бизнес логиката с достъпа до данни в контролерите. Приложената модернизация чрез архитектурно рефакториране, използване на Eloquent ORM и техники за *Eager Loading* демонстрира, че това системно претоварване може да бъде преодоляно, а сложността на кода – осезаемо редуцирана.

На ниво отделен метод показателите CCN и CCN2 спадат от **31** на **3**, докато на ниво клас средният CCN на метод намалява от **≈8,27** на **≈3,42**. В мащаба на целия проект средната цикломатична сложност на клас се понижава от **53,30** на **8,98**, а класовете с критична сложност (CC над 200) са напълно елиминирани.

Практическата стойност на тези изводи е особено висока в среди с ограничени ресурси, каквито са повечето академични информационни системи. Като естествено продължение на настоящия труд, бъдещи изследва-

ния биха могли да съпоставят цикломатичната сложност с други архитектурни показатели, като кохерентност и свързаност между класовете, за постигане на още по-комплексна оценка на качеството на кода.

Използвани източници

Almogahed, A., Othman, M., Omar, M., Barraood, S. O., & Gilal, A. R. (2025). Improving Code Effectiveness Through Refactoring: A Case Study. *Journal of Informatics and Web Engineering*, 4(3), 427-440. https://doi.org/10.33093/jiwe.2025.4.3.26

AlOmar, E. A., Mkaouer, M. W., & Ouni, A. (2024). Behind the intent of extract method refactoring: a systematic literature review. *IEEE Transactions on Software Engineering*, 50(4), 668-694. https://doi.org/10.1109/TSE.2023.3345800

Bankov, B. (2019). Software evaluation of PHP MVC web applications. *19th International Multidisciplinary Scientific GeoConference SGEM 2019*, 19(2.1), 603-610. https://doi.org/10.5593/sgem2019/2.1/s07.079

Jayaraman, K. D., & Siddharth, E. (2025). Harnessing the power of entity framework core for scalable database solutions. *Journal of Quantum Science and Technology*, 2(1), 151-171. https://doi.org/10.63345/jqst.v2i1.156

McCabe, T. J. (1976). A complexity measure. *IEEE Transactions on Software Engineering*, SE-2(4), 308-320. https://doi.org/10.1109/TSE.1976.233837

Onyango, K. A., Muketha, G. M., & Ndia, J. G. (2024). Structural complexity metrics for Laravel software. *International Journal of Software Engineering & Applications*, 15(4), 41-59. https://doi.org/10.5121/ijsea.2024.15404

PhpMetrics. (2024). Metrics documentation. *GitHub*. https://github.com/phpmetrics/PhpMetrics/blob/master/doc/metrics.md

Pichler, M. (2024). Cyclomatic complexity – Software metrics for PHP. *PHP Depend*. https://pdepend.org/documentation/software-metrics/cyclomatic-complexity.html

Pratama, M. R. K., Utama, D., Fahmi, R., & Idrus, A. (2026). Static code analysis for identification and prioritization of code quality remediation in a resource-constrained university academic information system. *Teknika*, 15(1). https://ejournal.ikado.ac.id/index.php/teknika/article/view/1458

Rio, A., & Brito e Abreu, F. (2023). PHP code smells in web apps: Evolution, survival and anomalies. *Journal of Systems and Software*, 200. https://www.researchgate.net/publication/368457466

Siahaan, V., Ginting, H., & Amri, M. (2025). Cyclomatic complexity and maintainability in modern software: A systematic review. *DISTANCES: Journal of Data Science, Technology, and Computer Science*, 5(1), 8-16. https://journal.itisd.org/index.php/distances/article/view/83

ПРИЛОЖЕНИЕ НА АРХИТЕКТУРИТЕ ЗА МУЛТИМОДАЛЕН СЕНТИМЕНТ АНАЛИЗ В ИНТЕЛИГЕНТНИТЕ ОБРАЗОВАТЕЛНИ СИСТЕМИ

Гл. ас. д-р Станимира Йорданова[1]

Резюме: *Настоящият доклад представя обзор на архитектурите за мултимодален сентимент анализ (Multimodal Sentiment Analysis – MSA) и тяхното приложение в сферата на интелигентните образователни системи.. Изследването разглежда съвременни подходи за интегриране и анализ на данни от различни модалности, включително текст, реч, видео и физиологични сигнали, с цел оценяване на емоционалните състояния, ангажираността и удовлетвореността на обучаемите. Специално внимание е отделено на ролята на трансформър-базираните модели и механизмите за мултимодално сливане на данни при извличането на информация за учебния процес.*

Докладът представя основни приложения на мултимодалния сентимент анализ, и идентифицира добри практики, ползи и ограничения при внедряването на подобни системи в образователна среда. Докладът завършва с обобщение на предизвикателствата и насоките за бъдещо развитие на изследванията в областта на интелигентни образователни системи, способни да предоставят по-персонализирана и адаптивна подкрепа на учащите се.

Ключови думи: *изкуствен интелект в образованието, мултимодален сентимент, трансформър архитектури, адаптивно обучение*

JEL: C45, C88

APPLICATION OF MULTIMODAL SENTIMENT ANALYSIS ARCHITECTURES IN INTELLIGENT EDUCATION SYSTEMS

Chief assistant Stanimira Yordanova, PhD

Abstract: *The paper aims to present an overview of Multimodal Sentiment Analysis (MSA) architectures and their application in the field of intelligent education systems. The study examines modern approaches to integrating and analyzing data from various modalities, including text, speech, video and physiological signals, in order to assess learners' emotional states, engagement and satisfaction. Special attention is paid to the role of transformer-based models and mechanisms for multimodal data fusion in the extraction of information about the learning process. The paper analyzes the main applications of multimodal sentiment analysis, identifying good practices, benefits and limitations in the implementation of such systems in an educational environment. The paper concludes with a summary of the challenges and guidelines for the future development of research in the field of intelligent education systems capable of providing more personalized and adaptable support to learners.*

Key words*: Artificial Intelligence in Education, Multimodal Sentiment Analysis, Transformer Architectures, Adaptive Learning*

JEL: C45, C88

[1] syordanova@unwe.bg, Университет за национално и световно стопанство

1. Въведение

Развитието на интелигентните образователни системи през последното десетилетие е тясно свързано с напредъка на методите за изкуствен интелект и по-специално с възможността системите да „разбират“ не само какво прави обучаваният, но и как се чувства по време на учебния процес. Традиционните системи за електронно обучение и адаптивни платформи (Intelligent Tutoring Systems, Learning Management Systems) са проектирани основно да следят когнитивния напредък на обучаемия – верни и грешни отговори, време за изпълнение на задача, брой опити. Тази информация обаче не дава пълна картина на учебния процес, тъй като емоционалното състояние на обучаемия като скука, объркване, тревожност, фрустрация, ангажираност или удовлетворение, оказва съществено влияние върху мотивацията, задържането на вниманието и крайните резултати от обучението.

Сентимент анализът (Sentiment Analysis), познат още като анализ на мнения (Opinion Mining), първоначално се развива като инструмент за обработка на текстови данни с цел определяне на полярността на изразеното мнение като положително, отрицателно или неутрално. С навлизането на мултимедийните технологии в образованието като видеоконферентни платформи, системи за проследяване на погледа, сензори за биометрични данни, гласови асистенти, възниква необходимостта от анализ, който да съчетава информация от няколко модалности едновременно: текст, реч, изражение на лицето, жестове, физиологични сигнали. Така се формира областта на мултимодалния сентимент анализ (Multimodal Sentiment Analysis, MSA), която цели да постигне по-точна и по-устойчива оценка на емоционалното и оценъчното състояние на потребителя чрез комбиниране на разнородни източници на данни.

Интеграцията на мултимодалния сентимент анализ в интелигентните образователни системи отваря нови възможности за персонализация на обучението. Система, способна да разпознае в реално време, че обучаемият изпитва объркване или фрустрация, може динамично да адаптира темпото на преподаване, да предложи допълнителни обяснения, да промени сложността на задачите или да насочи вниманието на преподавателя към проблемен момент. По този начин мултимодалният сентимент анализ се превръща в свързващо звено между чувствата и състоянията и адаптивното обучение, допринасяйки за създаването на т.нар. емоционално-съобразени образователни системи (emotion-aware learning systems).

Настоящият доклад има за цел да представи преглед на архитектурите за мултимодален сентимент анализ и тяхното приложение в контекста на интелигентните образователни системи. Разгледани са основните типове данни, използвани при сентимент анализа, класическите и съвременните архитектурни решения, предложен е концептуален модел за интеграция на

мултимодалния сентимент анализ в образователна среда, както и конкретни области на приложение. Докладът завършва с обобщение на предизвикателствата и насоките за бъдещо развитие на изследванията в тази област.

2. Типове данни за мултимодален сентимент анализ в интелигентните образователни системи

Човешката комуникация по своята същност е мултимодална, което означава, че емоционалното съдържание на едно съобщение се предава едновременно чрез вербални, паравербални и невербални канали. Класическият сентимент анализ се концентрира само върху текстовите данни, където текстът често е двусмислен или недостатъчен, за да извлече правилен сентимент. Мултимодалният сентимент анализ адресира този проблем чрез съвместно моделиране на текст, аудио и видео сигнали, с цел по-точно и по-устойчиво извеждане на емоционалната ориентация на говорещия.

Ефективността на мултимодалния сентимент анализ зависи пряко от качеството, разнообразието и синхронизацията на входните данни. В контекста на интелигентните образователни системи могат да се обособят в следните типове данни – текстови, гласови, визуални, физиологични и сензорни данни, поведенчески данни от взаимодействието със системата, описани в Таблица 1.

Комбинирането на изброените типове данни изисква решаване на редица технически проблеми, свързани със синхронизация във времето, различна честота на дискретизация, липсващи стойности при отпадане на даден сензор, както и разлики в семантичното ниво на представяне на информацията между модалностите.

Таблица 1. Основни типове данни, използвани в мултимодалния сентимент анализ в интелигентните образователни системи.

Тип данни	Източници	Извличани характеристики	Приложение в образованието
Текстови данни	Дискусионни форуми; чат комуникация; студентски есета; отговори на отворени въпроси; коментари в LMS системи; обратна връзка за курсове; ревюта; публикации в социални образователни мрежи	Полярност на сентимента (положителен, отрицателен, неутрален), емоции, тематични категории, удовлетвореност, намерение за отпадане от курса	Анализ на мнението на обучаемите, оценка на удовлетвореността, откриване на затруднения и риск от отпадане, (Guerrero-Sosa et al, 2025, Yan et al., 2025)

Аудио данни	Записи от онлайн занятия; презентации на студенти; устни изпити; взаимодействия с интелигентни тютори; видеоконферентни платформи	Интонация, височина на гласа (pitch), интензитет, темпо на говорене, паузи, спектрални характеристики	Разпознаване на стрес, объркване, мотивация, увереност и когнитивно натоварване (Yuan, 2024)
Визуални данни (уеб камера	Записи от уеб камери; видеонаблюдение в класна стая; екрани от дистанционно обучение; видеа от виртуални класни стаи	Лицеви експресии, микроизражения, движения на главата, жестове, поза на тялото	Оценяване на внимание, интерес, умора, скука и ангажираност на обучаемите (Clayton et al., 2024)
Данни от проследяване на погледа	Записи от уеб камери; екрани от дистанционно обучение	Фиксации, траектории на погледа, време на наблюдение, области на интерес	Анализ на концентрацията, когнитивното натоварване и взаимодействието с учебното съдържание
Физиологични данни	Смарт часовници, смарт устройства	Сърдечен ритъм (HR), вариабилност на сърдечния ритъм (HRV), температура на кожата	Откриване на стрес, умора, тревожност, възбуда и мотивация по време на обучение
Логове от обучителни системи	Обучителни системи	Брой влизания, време върху ресурс, честота на участие, навигационни действия, резултати от тестове	Learning Analytics, прогнозиране на успеха, оценяване на ангажираността и ранно предупреждение за отпадане
Данни за социални взаимодействия	Групови чатове; дискусионни форуми; съвместни проекти; виртуални работни пространства	Интензивност на комуникацията, социални връзки, лидерски роли, модели на сътрудничество	Анализ на колаборативното обучение, груповата динамика и социалната ангажираност

Анализът на научната литература показва, че най-често използваните мултимодални комбинации включват текстови, аудио и визуални данни, допълнени от логове на обучителните системи. Интегрирането на различни модалности позволява по-прецизно оценяване на емоциите, ангажираността и учебното поведение на обучаемите, отколкото използването на единединствен източник на данни.

3. Архитектури за мултимодален сентимент анализ

Основен проблем в мултимодалния сентимент анализ е начинът, по който информацията от различните модалности се комбинира — т.нар. проблем на сливането (fusion). Baltrušaitis и колеги (2019) предлагат основополагаща таксономия, разграничаваща ***сливане на ниво признаци*** (early fusion), ***сливане на ниво решения*** (late fusion) и ***хибридни подходи***, които съчетават елементи от двете стратегии. По-нови систематични прегледи допълват тази класификация с модел-центрични категории, включващи тензорни методи, механизми на внимание и графови представяния (Gandhi et al., 2023; Pandey & Vishwakarma, 2023).

3.1 Ранно сливане на ниво признаци (Early/Feature-level Fusion)

Ранното сливане представлява най-директният подход към мултимодалното моделиране: признаците, извлечени поотделно от текстовия, акустичния и визуалния канал, се обединяват в единен вектор, който след това се подава на стандартен класификатор — многослоен перцептрон, SVM или подобен. Този подход е сред първите, прилагани в мултимодалния сентимент анализ, и остава разпространен базов метод в експериментални сравнения (Gandhi et al., 2023; Pandey & Vishwakarma, 2023). Основни предимства на тази архитектура са проста имплементация и ниска архитектурна сложност в сравнение с по-новите хибридни модели, както и изчислително ефективна, тъй като няма допълнителни механизми на внимание. Ранното сливане изисква прецизна времева синхронизация на модалностите преди обединението, което е проблематично при естествено несинхронизирани сигнали. Обединяването на разнородни по мащаб и размерност вектори може да доведе до доминиране на модалност с по-голяма размерност.

3.2 Късно сливане на ниво решения (Late/Decision-level Fusion)

При късното сливане всяка модалност се обработва изцяло независимо чрез самостоятелен унимодален класификатор, който произвежда собствена прогноза (напр. вероятностно разпределение по класове на сентимент). Индивидуалните прогнози впоследствие се комбинират чрез усредняване, претеглено гласуване или мета-класификатор, за да се получи крайното решение (Gandhi et al., 2023). Късното сливане има висока модулност, при която модалностите могат да бъдат добавяни, премахвани или заменяни без преработка на останалите компоненти. Позволява паралелно обучение и по-лесна интерпретируемост на приноса на всяка модалност. Като недостатъци се посочват пропускане на фини, междумодални взаимодействия, тъй като модалностите никога не се обработват съвместно (Baltrušaitis et al., 2019) и качеството на крайния резултат силно зависи от избора на стратегия за агрегиране на решенията.

3.3 Хибридно (междинно) сливане (Hybrid/Intermediate Fusion)

При хибридното сливане взаимодействието между модалностите се моделира на множество нива на дълбочина в мрежата, като типични примери са тензорните и внимание-базираните архитектури.

Тензорна архитектура на сливане (Tensor Fusion Network) адресира ограниченията на простата конкатенация чрез явно моделиране на всички възможни уни-, би- и тримодални взаимодействия посредством тримерно външно (outer) произведение на разширените (с добавена константа 1) унимодални представяния (Zadeh et al., 2017). Полученият тензор улавя динамиките между модалностите систематично, преди да бъде подаден на изцяло свързани слоеве за крайна класификация.

Мултимодален трансформър

В тази архитектура се въвеждат насочени кросмодални внимание-базирани (directional, crossmodal attention) блокове, които позволяват на всяка модалност да се фокусира директно към елементите на другите модалности, без нужда от предварително времево подравняване на последователностите (Tsai et al., 2019). Всеки чифт модалности получава специализиран трансформърен блок (напр. Аудио→Текст, Видео→Текст), а получените обогатени представяния се обединяват чрез допълнителен self-attention слой. Голям брой отделни attention блокове (за всяка насочена двойка модалности) увеличава броя на параметрите и времето за обучение. Изисква сравнително големи обеми от данни за ефективно обучение на attention теглата.

Канално сливане, базирано на внимание (Attention Bottleneck Fusion)

За да намалят изчислителната тежест на пълното кросмодално внимание, Nagrani и колеги предлагат архитектура с "тесен канал" (bottleneck) — малък фиксиран брой латентни токени, през които единствено може да преминава информация между модалностите в определени по-дълбоки слоеве на трансформъра (Nagrani et al., 2021). До определен слой всяка модалност се обработва напълно самостоятелно; след това обменът на информация е ограничен единствено до bottleneck токените, което принуждава модела да компресира само най-релевантната междумодална информация. Този подход принуждава модела да отдели само най-съществената споделена информация, което може да намали пренасянето на шум между модалности. Обаче, тесният информационен канал може да доведе до загуба на фини, но релевантни детайли при силно асиметрични по информативност модалности.

3.4 Архитектури, базирани на графови невронни мрежи

Графово-базираните подходи представят всяка модалност (или части от нея — думи, аудио сегменти, визуални региони или кадри) като възли в

мултимодален граф, а релациите между тях — като ребра, върху които се прилагат графови конволюционни или графово-вниманиеви слоеве. Yang и колеги предлагат многоканална графова невронна мрежа за детекция на сентимент, при която различни типове връзки моделират както вътрешно-модалните, така и междумодалните зависимости (Yang et al., 2021). Този подход позволява по-гъвкаво представяне на нерегулярни и разнородни по природа взаимоотношения, в сравнение с фиксираните тензорни или attention структури.

3.5 Архитектури, базирани на (мултимодални) големи езикови модели

Най-новото поколение архитектури използва предварително обучени големи езикови модели като централен компонент за разсъждение, към който визуалните и аудио сигнали се проектират в общото токен-пространство чрез специализирани адаптери, след което моделът генерира сентиментна оценка чрез инструкции (prompting) в zero- или few-shot режим, или чрез лека фина настройка (Yang et al., 2024). Систематичен преглед на Yang и колеги обобщава подходите за адаптиране на големите езикови модели към мултимодални сентиментни задачи, насочени към текст, а по-ранни изследвания показват смесени резултати — добра резултатност при по-прости задачи, но по-слаба при задачи, изискващи фино-гранулирано структурирано разбиране на сентимента. Този подход се отличава със силна способност за генерализация към нови домейни и задачи чрез zero-/few-shot инструкции, без нужда от пълно преобучение; възможност за генериране на обяснимо, естественоезиково разсъждение зад сентиментната прогноза, а не само дискретен етикет, както и лесна интеграция на допълнителен контекст (световни знания, фонов контекст) чрез промпт инженеринг. Литературата посочва като недостатъци високата изчислителна цена и латентност при извеждане в сравнение с компактните специализирани архитектури. Резултатите са чувствителни към формулировката на промпта и стратегията на примери (few-shot examples). При сложни, фино-гранулирани сентиментни задачи резултатите остават по-слаби от тези на специализирани, обучени end-to-end модели (Zhang et al., 2023).

3.6 Архитектури, специфични за образователния контекст

В интелигентните образователни системи допълнително се използват хибридни архитектури, съчетаващи мултимодалния сентимент анализ с модели за проследяване на знанията на обучаемия (Knowledge Tracing) и модели за разпознаване на афективни състояния, специфични за ученето (learning-centered affect detection), като объркване, отегчение, „потапяне“ във флоу състояние и др. Тези състояния се различават концептуално от

базовите емоции и изискват специализирани класификационни схеми и допълнителни признаци, извлечени от взаимодействието с учебното съдържание.

Изборът на архитектура за мултимодален сентимент анализ представлява компромис между изразителност на моделираните взаимодействия, изчислителна ефективност, устойчивост при липсваща модалност и наличен обем от анотирани данни. Ранните подходи за сливане предлагат добра базова резултатност, но не улавят финитe междумодални динамики, докато тензорните и трансформърните архитектури постигат по-висока точност за сметка на нарастваща сложност. Архитектури с внимание и графови представяния предлагат алтернативни пътища за баланс между ефективност и изразителност, а най-новите LLM-базирани подходи отварят възможности за генерализация и обяснимост, но все още изостават при задачи, изискващи фино-гранулирано структурирано сентиментно разбиране. Бъдещите изследвания вероятно ще продължат да комбинират елементи от тези архитектури с цел постигане на по-устойчиви и интерпретируеми системи за мултимодален сентимент анализ.

4. Концептуален модел на мултимодален сентимент анализ в интелигентна образователна система

Въз основа на разгледаните типове данни и архитектурни решения може да бъде предложен обобщен концептуален модел за интеграция на мултимодалния сентимент анализ в интелигентна образователна система, структуриран в пет последователни слоя (Фиг. 1)



Фигура. 1. Концептуален модел на мултимодален сентимент анализ в интелигентна образователна система

4.1 Слой за събиране на данни

В този етап системата събира синхронизирани потоци от данни от различните източници – текст, аудио и видео потоци от камерата и микрофона на устройството, данни за взаимодействието с интерфейса и по избор

данни от носими сензори. Работи в реално време или почти в реално време, за да може системата по-нататък да реагира докато сесията все още тече. Важен елемент е осигуряването на информирано съгласие на обучаемия и спазването на изискванията за защита на личните данни, тъй като събира потенциално чувствителна биометрична информация (лице, глас, физиологични сигнали), този слой носи и правна/етична отговорност — GDPR съответствие, анонимизация, право на отказ от наблюдение.

4.2 Слой за предварителна обработка и извличане на признаци

Всяка модалност преминава през специфична предварителна обработка – почистване и токенизация на текста, шумопотискане и извличане на признаци от аудиото, детекция на лице и извличане на признаци на изражението от видеото. На този етап се решават и проблемите с липсващи данни, времево подравняване на потоците, нормализация и мащабиране или привеждат към сравним мащаб преди подаване към слоя за сливане, както и намаляване на размерността (особено видео и аудио) чрез техники за запазване на най-релевантната информация за сентимента.

4.3 Слой за мултимодално сливане

В този слой се прилага избраната архитектура за сливане (ранно, късно или хибридно), реализирана чрез механизми за внимание или трансформърни блокове, с цел получаване на единно, обогатено представяне на емоционалното състояние на обучаемия.

4.4 Слой за интерпретация и вземане на решение

Обединеното представяне се подава на класификационен или регресионен модул, който определя конкретното сентимент състояние (например положителна ангажираност, объркване, фрустрация, отегчение). Резултатите могат да се комбинират с модела за проследяване на знанията, за да се получи цялостна оценка на когнитивно-емоционалното състояние на обучаемия.

4.5 Слой за адаптивна намеса

Въз основа на разпознатото състояние системата генерира подходяща педагогическа намеса – промяна в сложността на задачите, предоставяне на допълнителни обяснения, насърчаващо съобщение, пренасочване към преподавател или човешки наставник, или адаптиране на темпото на представяне на съдържанието. Резултатите от намесата се връщат обратно

към слой 1 като нов цикъл от данни, което прави модела итеративен и самообучаващ се във времето.

Концептуалният модел илюстрира затворен цикъл на обратна връзка, в който мултимодалният сентимент анализ не е еднократен акт на класификация, а непрекъснат процес, вграден в динамиката на учебната сесия.

5. Приложения на мултимодалния сентимент анализ в интелигентна образователна система

Способността на системата да разпознава в реално време емоционалното и мотивационното състояние на обучаемия дава възможност за редица конкретни приложения. По-долу са представени основните направления, в които мултимодалният сентимент анализ вече намира или може да намери приложение в интелигентните образователни системи.

- *Ранно откриване на объркване и фрустрация*. Чрез съчетаване на лицеви изражения, гласови характеристики и поведенчески данни системата може да идентифицира моменти, в които обучаемият изпитва затруднение, преди той сам да е формулирал въпрос, и да предложи проактивна помощ.
- *Оценка на нивото на ангажираност*. Мултимодалният анализ позволява непрекъснато измерване на вниманието и интереса на обучаемия по време на видео лекции или интерактивни упражнения, което е особено полезно при отворени онлайн курсове, където липсва пряк контакт с преподавател.
- *Персонализирани системи за обратна връзка*. Виртуалните инструктори и образователните чатботове могат да адаптират тона и съдържанието на своите отговори съобразно установеното емоционално състояние на обучаемия – например по-насърчителен тон при засечена тревожност.
- *Ранно предупреждение за отпадане от курса*. Устойчиво отрицателен сентимент, съчетан с намаляваща ангажираност във времето, може да служи като индикатор за риск от преждевременно напускане на курса, позволявайки навременна намеса от страна на преподавателя.
- *Оценка на качеството на преподавателско съдържание*. Анализът на колективния сентимент на група обучаеми по време на дадена лекция или модул предоставя на преподавателите и разработчиците на съдържание обективна обратна връзка за ефективността и разбираемостта на материала.
- *Подкрепа при дистанционно и хибридно обучение*. В условията на онлайн обучение, където невербалните сигнали са ограничени, мултимодалният сентимент анализ компенсира частично липсата

на пряко наблюдение, като предоставя на преподавателя агрегирана информация за емоционалното състояние на групата в реално време.

- *Приобщаващо образование*. Мултимодалните системи могат да бъдат адаптирани за подпомагане на обучаеми със специфични образователни потребности, например чрез разпознаване на емоционални сигнали при деца с разстройства от аутистичния спектър, за които вербалното изразяване на емоции е затруднено.

6. Заключение

Мултимодалният сентимент анализ представлява естествено продължение и обогатяване на традиционните подходи за анализ на текст, като предоставя на интелигентните образователни системи способността да „усещат“ емоционалното измерение на учебния процес. Комбинирането на текстови, аудио, визуални, физиологични и поведенчески данни чрез съвременни архитектури за дълбоко машинно обучение позволява постигането на по-точна, устойчива и интерпретируема оценка на състоянието на обучаемия в сравнение с едномодалните подходи.

Предложеният концептуален модел показва, че интеграцията на мултимодалния сентимент анализ в образователната система е инструмент за реализиране на истински персонализирано, емоционално-съобразено обучение.

Въпреки постигнатия напредък, областта се сблъсква с редица предизвикателства, сред които осигуряване на достатъчно голям обем анотирани мултимодални образователни данни, справяне с културни и индивидуални различия в изразяването на емоции, изчислителна ефективност при работа в реално време, както и въпроси, свързани с етиката и защитата на личните данни при непрекъснато наблюдение на обучаемите. Бъдещите изследвания следва да се насочат към разработване на по-леки и обяснителни архитектури, устойчиви на липсващи модалности, както и към създаването на стандартизирани образователни бенчмарк набори от данни, които да позволят обективно сравнение на различните архитектурни решения.

Използвани източници

Baltrušaitis, T., Ahuja, C., & Morency, L.-P. (2019). Multimodal machine learning: A survey and taxonomy. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 41(2), 423–443. https://doi.org/10.1109/TPAMI.2018.2798607

Clayton Cohn, Eduardo Davalos, Caleb Vatral, Joyce Horn Fonteles, Hanchen David Wang, Meiyi Ma, and Gautam Biswas. (2024). Multimodal Methods for Analyzing Learning and Training Environments: A Systematic Literature Review. 1, 1 (August 2024), 50 pages.

Gandhi, A., Adhvaryu, K., Poria, S., Cambria, E., & Hussain, A. (2023). Multimodal sentiment analysis: A systematic review of history, datasets, multimodal fusion methods, applications, challenges and future directions. Information Fusion, 91, 424–444. https://doi.org/10.1016/j.inffus.2022.09.025

Guerrero-Sosa, J. D. T., Romero, F. P., Menéndez-Domínguez, V. H., Serrano-Guerrero, J., Montoro-Montarroso, A., & Olivas, J. A. (2025). A Comprehensive Review of Multimodal Analysis in Education. *Applied Sciences*, *15*(11), 5896. https://doi.org/10.3390/app15115896

Liu, Z., Shen, Y., Lakshminarasimhan, V. B., Liang, P. P., Zadeh, A., & Morency, L.-P. (2018). Efficient low-rank multimodal fusion with modality-specific factors. In Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Vol. 1, pp. 2247–2256). Association for Computational Linguistics. https://arxiv.org/abs/1806.00064

Nagrani, A., Yang, S., Arnab, A., Jansen, A., Schmid, C., & Sun, C. (2021). Attention bottlenecks for multimodal fusion. Advances in Neural Information Processing Systems, 34, 14200–14213. https://arxiv.org/abs/2107.00135

Pandey, A., & Vishwakarma, D. K. (2023). Progress, achievements, and challenges in multimodal sentiment analysis using deep learning: A survey. Applied Soft Computing, 152, Article 111206. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2023.111206

Rahman, W., Hasan, M. K., Lee, S., Zadeh, A., Mao, C., Morency, L.-P., & Hoque, E. (2020). Integrating multimodal information in large pretrained transformers. In Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (pp. 2359–2369). Association for Computational Linguistics. https://aclanthology.org/2020.acl-main.214/

Tsai, Y.-H. H., Bai, S., Liang, P. P., Kolter, J. Z., Morency, L.-P., & Salakhutdinov, R. (2019). Multimodal transformer for unaligned multimodal language sequences. In Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (pp. 6558–6569). Association for Computational Linguistics. https://aclanthology.org/P19-1656/

Yan L, Wu X, Wang Y (2025) Student engagement assessment using multimodal deep learning. PLoS One 20(6): e0325377. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0325377

Yang, H., Zhao, Y., Wu, Y., Wang, S., Zheng, T., Zhang, H., et al. (2024). Large language models meet text-centric multimodal sentiment analysis: A survey (arXiv:2406.08068). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2406.08068

Yang, X., Feng, S., Zhang, Y., & Wang, D. (2021). Multimodal sentiment detection based on multi-channel graph neural networks. In Proceedings of the 59th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 11th International Joint Conference on Natural Language Processing (Vol. 1, pp. 328–339). Association for Computational Linguistics. https://aclanthology.org/2021.acl-long.28/

Yuan, Chunlin (2024). Multi-modal sentiment analysis based on Transformer and spatial transformation network in education management application, volume 28, issue 3, 2024, pp. 543--550, doi = 10.6180/jase.202503_28(3).0011, Journal of Applied Science and Engineering, issn = 1560-6686, Tamkang University Press

Zadeh, A., Chen, M., Poria, S., Cambria, E., & Morency, L.-P. (2017). Tensor fusion network for multimodal sentiment analysis. In Proceedings of the 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (pp. 1103–1114). Association for Computational Linguistics. https://aclanthology.org/D17-1115/

Zhang, W., Deng, Y., Liu, B., Pan, S. J., & Bing, L. (2023). Sentiment analysis in the era of large language models: A reality check (arXiv:2305.15005). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2305.15005

TRANSFORMING MARKETING BUSINESS MODELS THROUGH GENERATIVE AI: STRATEGIC INTEGRATION, PROCESS AUTOMATION, AND VALUE CO-CREATION

Assistant Professor Steliana Vasileva[1], PhD

Abstract: *While Generative Artificial Intelligence (GenAI) offers vast operational capabilities, businesses lack structured models to systematically integrate it into corporate strategy. This paper provides a conceptual three-tier maturity framework to transition marketing business models from isolated process automation to full strategic integration and dynamic value co-creation. Through synthesis of current literature and secondary corporate case studies, the research outlines critical implementation barriers, ethical risks, and necessary digital competencies. This study contributes a strategic deployment blueprint, bridging the gap between GenAI potential and organizational integration to drive corporate agility.*

Key words: *Generative Artificial Intelligence (GenAI), Marketing Business Models, Process Automation, Strategic Integration, Digital Competencies*

JEL: M31, O33, M15

1. Introduction

The rapid advancement of GenAI – driven by large language models (LLMs) and multi-modal synthesis engines – represents a profound strategic paradigm shift in marketing, unlocking up to $4,4 trillion annually in cognitive value (Chui et al., 2023) with over 70% adoption among high-performing firms (Singla et al., 2024). Historically, marketing AI evolved from predictive analytics for segmentation and targeting (Wedel & Kannan, 2016; Kumar et al., 2019) toward generative architectures that autonomously produce hyper-personalized content at scale (Huang & Rust, 2021; Overgoor et al., 2019). While literature highlights immediate operational efficiencies (Grewal et al., 2020) and elevated customer engagement metrics (Lamberton & Stephen, 2016; Kaplan & Haenlein, 2019), existing scholarly inquiry remains fragmented, focusing on task-specific micro-outcomes (Syam & Sharma, 2018) while overlooking macro-level architectural transformation (Verhoef et al., 2021).

This creates a critical integration gap – corporate enterprises lack structured models to systematically embed GenAI into deep organizational workflows (Chintagunta et al., 2016), frequently succumbing to algorithm aversion and structural inertia (Dietvorst et al., 2018; Raisch & Krakowski, 2021). To bridge this deficiency, the primary purpose of this research is to develop a conceptual three-tier maturity framework guiding the systematic transition of marketing business models from isolated process automation to full strategic integration and dynamic value co-creation.

[1] s.vasileva@uni-svishtov.bg, D. A. Tsenov Academy of Economics – Svishtov

By constructing this developmental continuum, the study delivers a two-fold contribution:

- ✓ *Theoretical Contribution*: Expands strategic marketing theory by establishing a formalized maturity model that bridges the gap between technological capabilities and corporate deployment frameworks.
- ✓ *Applied Contribution*: Offers a strategic blueprint for corporate managers, providing a concrete roadmap to navigate structural barriers, mitigate ethical risks, and cultivate the specific digital competencies needed to maintain corporate agility in dynamic market environments.

2. Literature Review, Theoretical Gap and Methodology

2.1. Evolution of AI in Marketing and The Integration Gap

Marketing AI has transitioned from rule-based descriptive systems and predictive analytics – historically restricted to offline data sorting and campaign optimization (Wedel & Kannan, 2016; Kumar et al., 2019; Chintagunta et al., 2016) – into creative, generative architectures capable of real-time cognitive synthesis and autonomous strategy formulation (Huang & Rust, 2021; Overgoor et al., 2019). Contemporary academic consensus highlights three primary operational benefits of GenAI: drastic cost compression in creative production (Grewal et al., 2020; Chui et al., 2023), accelerated deployment cycles from weeks to hours(Davenport et al., 2020), and hyper-personalized customer engagement that reduces cognitive friction (Kaplan & Haenlein, 2019).

However, a profound integration gap persists as organizations struggle to scale GenAI beyond ad-hoc task automation into core marketing business models(Verhoef et al., 2021). Prevailing literature remains heavily fixated on micro-level performance metrics while lacking macro-level architectural guidance for strategic integration (Syam & Sharma, 2018). Driven by structural inertia and algorithm aversion, firms attempt to force cognitive technologies into legacy organizational structures without unified frameworks to align human capital with intelligent systems (Dietvorst et al., 2018; Raisch & Krakowski, 2021), resulting in fragmented adoption, data silos, and isolated operational micro-wins rather than sustainable competitive advantages.

2.2. Methodology and Research Design

To address the identified integration gap without original primary data, this study utilizes a qualitative conceptual research design combining systematic literature synthesis with secondary descriptive case study analysis executed in three sequential phases (MacInnis, 2011;Yin Robert, 2018).

Phase 1. Systematic Literature Synthesis: A comprehensive review across major academic databases (Scopus, Web of Science, Google Scholar) covering peer-reviewed marketing and information systems literature (2010 – 2026) using keywords such as "Generative AI" AND "Marketing Business Models" AND "Process Automation".

Phase 2. Conceptual Framework Derivation: Deductive reasoning was applied to build a three-tier maturity matrix conceptualizing structural steps to transition from isolated software deployment to fully integrated corporate agility(MacInnis, 2011).

Phase 3. Secondary Case Validation: The framework was validated using secondary data from public corporate disclosures, official press releases, and global technology implementation reports (e.g., McKinsey) of market-leading enterprises (Yin Robert, 2018).

3. Proposed Conceptual Framework

3.1. The Three-Tier Maturity Model

The GenAI Marketing Maturity Model (GMMM) establishes a developmental path for firms shifting from legacy marketing structures to intelligent, AI-driven business models across three progressive tiers (see Figure 1).

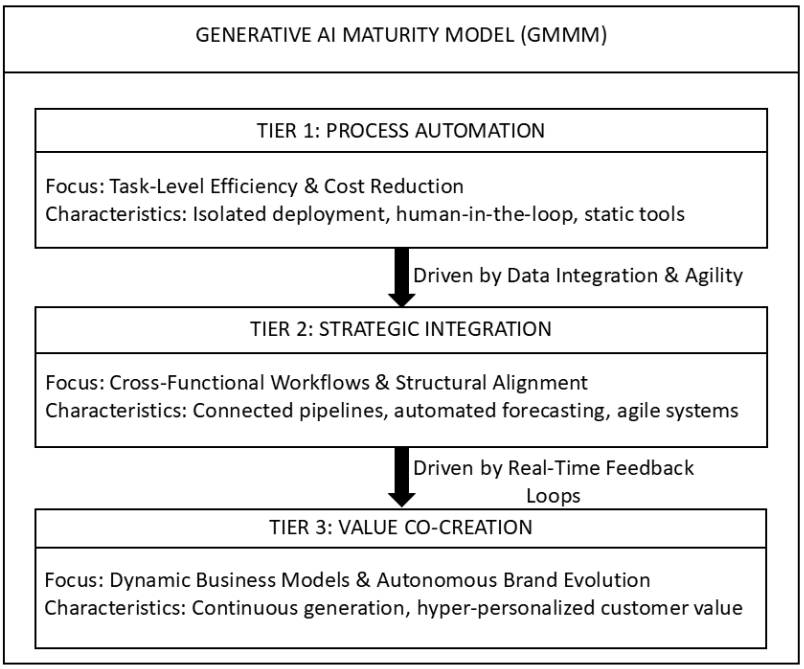


Figure 1. The Evolutionary Continuum of the Generative AI Marketing Maturity Model

Source: Author's own.

Tier 1: Process Automation (Localized Optimization): Defined by isolated task optimization. GenAI tools act as discrete applications replacing or augmenting manual labor in narrowly defined tasks (e.g., LLMs for copywriting, text-to-image engines for graphics) (Overgoor et al., 2019). Tactical efficiency, cost reduction, and speed are primary goals, while the core business model remains unchanged under a human-in-the-loop execution style.

Tier 2: Strategic Integration (Cross-Functional Workflows): Integrates individual GenAI tools into unified cross-functional pipelines. Predictive forecasting models analyze unstructured consumer data (Wedel & Kannan, 2016), automatically prompting generative engines to draft product concepts, pricing strategies, and tailored promotional campaigns (Davenport et al., 2020). Technology functions as a core bridge between market intelligence and creative output.

Tier 3: Value Co-Creation (Dynamic Model Transformation): Represents complete business model transformation. GenAI shifts into an external, client-facing environment where value is co-created dynamically. The brand's digital presence becomes an evolving ecosystem processing real-time telemetry and dialogue to instantly construct personalized product interfaces and dynamic value propositions without human administrative intervention.

3.2. Framework Variables and Driving Forces

Progression through the GMMM (see Table 1) depends on three interconnected driving forces (Davenport et al., 2020; MacInnis, 2011).

Table 1. Strategic Matrix of Driving Forces and Architectural Variables Across GMMM Tiers

Driving Force	Tier 1: Process Automation	Tier 2: Strategic Integration	Tier 3: Value Co-Creation
Data Management	Fragmented, ad-hoc text prompting; localized data silos.	Unified data pipelines; structured enterprise data lakes (Chintagunta et al., 2016).	Autonomous, decentralized data ingestion; real-time streaming telemetry (Wedel & Kannan, 2016).
Operational Agility	Low; legacy corporate approval chains still control content (Dietvorst et al., 2018).	Moderate; automated cross-departmental creative workflows (Grewal et al., 2020).	High; real-time, automated adjustments to market shifts (Raisch & Krakowski, 2021).
Feedback Loops	Delayed; retrospective campaign analysis (weekly/monthly).	Segmented; automated adjustments based on batch market data(Syam & Sharma, 2018).	Continuous; instant algorithmic responses to live consumer actions (Kumar et al., 2019).

Source: Author's own.

Data Management: Progresses from manual, prompt-based data handling (Tier 1) to integrated data lakes connected with enterprise CRM/ERP systems

(Tier 2), and finally to automated, real-time telemetry streaming directly into algorithms (Tier 3).

Operational Agility: Governs how rapid insights turn into actions (Grewal et al., 2020). Tier 1 suffers from legacy approval delays. Tier 2 automates departmental pipelines. Tier 3 shifts human roles to high-level systemic auditing, enabling instantaneous market adaptation.

Feedback Loops: Determines learning velocity (Kumar et al., 2019). Tier 1 uses retrospective weekly/monthly analysis; Tier 2 relies on multi-day batch adjustments; Tier 3 continuously captures micro-interactions to instantly retrain client-facing models.

4. Applied Corporate Contextualization. Secondary Case Studies

To demonstrate the operational utility and structural pathways of the proposed GMMM, this section examines secondary data from industry-leading organizations. Rather than providing statistical validation, these descriptive case studies serve to contextualize how multinational enterprises move along the evolutionary continuum from isolated task automation to dynamic, platform-wide value co-creation.

4.1. Case Study 1. Sephora: Hyper-Personalization and Cognitive Customer Experience

Omnichannel beauty retailer Sephora initially scaled Tier 1 automation (e.g., Color IQ skin tone mapping for static product matching) before transitioning toward client-facing value mechanisms (Sawhney et al., 2026). Sephora integrated advanced generative conversational AI directly into digital touchpoints, including a specialized application layer within OpenAI's ChatGPT ecosystem (Sephora, 2026).

Consumers engage in open-ended natural language dialogue regarding subjective beauty aesthetics. The GenAI system processes live telemetry to generate unique makeup advice, tailored ingredient lists, and dynamic product curations (Sephora, 2026). Operational data indicates that conversational AI chatbots at Sephora drove a 25% increase in per-session customer spending, with over 70% of interacting users finalizing transactions within 24 hours (Kamal Embabi, 2025).

4.2. Case Study 2. The Coca-Cola Company: Strategic Integration and Architectural Alliances

While Sephora focuses on personalizing the front-end user experience, the Coca-Cola Company (see Figure 2) servers as an example for a deep, backend corporate restructuring aligned with Tier 2 Strategic Integration and Tier 3 Value Co-Creation. In early 2023, Coca-Cola formed a global alliance with Bain & Company and OpenAI, establishing a dedicated division led by a Global Vice President and Head of GenAI (Bain & Company, 2023; Thakar, 2026).

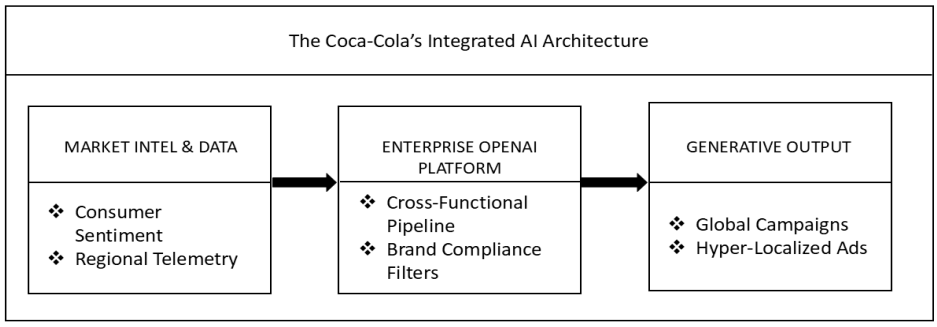


Figure 2. Workflow Pipeline of Coca-Cola's GenAI Strategic Integration
Source: Author's own.

Through its "Create Real Magic" campaign, Coca-Cola integrated GPT-4 and DALL-E into a secure platform, allowing global creators to generate original branded artwork using official intellectual property assets (Coca-Cola Company, 2023). The initiative generated over 120 000 user-submitted creative assets in one month and established a seven-minute average brand engagement loop (Kelly, 2023). Centralized architecture bypassed traditional creative bottlenecks and enabled direct co-creation with consumers.

4.3. Synthesis and Framework Mapping

Analyzing these real-world corporate actions confirms that corporate transition through the GMMM is defined by how deeply data pipelines are connected and how fast feedback loops operate. As illustrated in Table 2, both Sephora and Coca-Cola initiated their transformations via localized optimizations before building out integrated, platform-wide frameworks.

Table 2. Mapping of Secondary Corporate Case Study Initiatives Against the GMMM Framework

Corporate Action	Documented Operational Outcome	GMMM Tier Mapping
Sephora: Localized copywriting and automated email generation.	Drastic compression of media creation cycles; increased velocity of digital assets (Kamal Embabi, 2025).	Tier 1: Process Automation
Coca-Cola: Strategic alliance with Bain & OpenAI; dedicated GenAI executive leadership.	Development of a secure corporate platform layer; eliminated cross-departmental data silos (Bain & Company, 2023).	Tier 2: Strategic Integration
Sephora: Interactive ChatGPT application; real-time skin telemetry advice.	25% increase in per-session conversion metrics; dynamic customer experience personalization (Sephora, 2026).	Tier 3: Value Co-Creation
Coca-Cola: "Create Real Magic" crowd-sourced platform; real-time asset co-generation.	120 000+ customer-generated digital marketing assets; decentralized brand evolution (Kelly, 2023).	Tier 3: Value Co-Creation

Source: Author's own.

This applied synthesis clarifies that achieving true corporate agility requires moving beyond isolated Tier 1 tools. The maximum strategic value of GenAI is captured only when a firm builds unified data environments (Tier 2) that can eventually support autonomous, customer-facing value co-creation (Tier 3).

5. Implementation Challenges and Digital Competency Framework

5.1. Organizational and Technological Barriers

The primary technical barrier to GenAI integration is legacy system inflexibility. Deploying cognitive tools over outdated software architectures results in data fragmentation and isolated silos, preventing AI engines from accessing CRM or ERP systems necessary for complex workflows (Chintagunta et al., 2016; Verhoef et al., 2021).

Organizationally, structural inertia and algorithm aversion create friction (Raisch & Krakowski, 2021). Mid-level managers often distrust automated tools due to displacement fears or perceived loss of creative control (Dietvorst et al., 2018). Additionally, high computing and licensing costs for enterprise-tier LLM architectures pose major financial hurdles for smaller enterprises (Chui et al., 2023).

5.2. Ethical and Legal Risks

Deploying GenAI introduces distinct regulatory, legal, and ethical risks:

- *Regulatory Compliance:* In the European context, compliance with GDPR and the EU AI Act (Regulation (EU) 2024/1689 of the European Parliament and of the Council of 13 June 2024 down Harmonised Rules on Artificial Intelligence (Artificial Intelligence Act), 2024) requires strict data handling. Ingesting proprietary customer data into public cloud LLMs risks accidental data leakage and severe financial penalties.
- *Intellectual Property & Copyright:* Models trained on web-scraped data may output synthetic content that infringes on existing copyrights, exposing firms to plagiarism litigation (Samuelson, 2023).
- *Algorithmic Bias:* Training data containing historical biases can lead generative models to reproduce culturally insensitive or discriminatory marketing copy, damaging brand equity.

5.3. The Digital Competency Matrix

As illustrated in Table 3., this paper presents a specialized Digital Competency Matrix mapping critical employee capabilities across three core operational areas.

Table 3. The Digital Competency Matrix for AI-Driven Marketing Teams

Competency Domain	Core Technical Skill	Strategic Corporate Function
Cognitive Interfacing	Advanced Prompt Engineering	Designing highly structured context parameters to extract accurate, high-quality creative outputs from LLMs (Davenport et al., 2020).
Systemic Quality Control	Algorithmic Output Auditing	Reviewing AI-generated text and media for brand compliance, factual hallucinations, and hidden biases before public launch.
Data-Driven Governance	Multimodal Data Literacy	Managing interconnected data pipelines while maintaining strict GDPR and copyright standards (Regulation (EU) 2024/1689 of the European Parliament and of the Council of 13 June 2024 down Harmonised Rules on Artificial Intelligence(Artificial Intelligence Act), 2024).

Source: Author's own.

To visualize how these skills function together in a day-to-day corporate environment, the operational workflow of human-AI collaboration is mapped below.

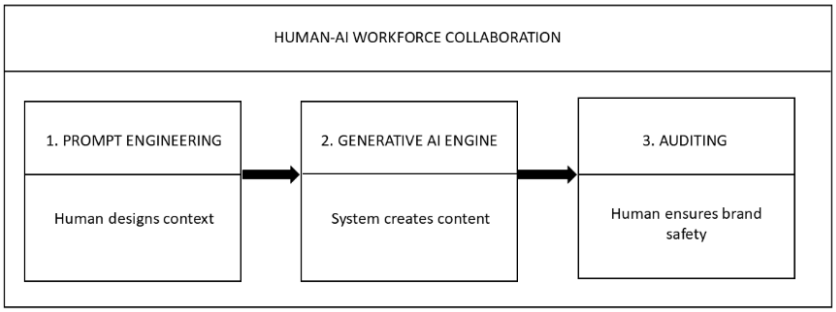


Figure 3. Collaborative Flow Mapping the Interlocking Human Competencies
Source: Author's own.

As illustrated in Figure 3, this operational structure changes the human employee from a manual content creator into an architectural overseer who brackets the AI system. The process operates as a secure sandwich structure – human intelligence initiates the workflow by providing strategic, contextual guardrails via prompt engineering, and human intelligence concludes the workflow through systematic auditing. This continuous feedback loop ensures that the generative engine remains isolated from direct, unmoderated market exposure. By maintaining this structural balance, firms can eliminate algorithm aver-

sion, protect corporate brand safety, and build the organizational adaptability required to succeed in dynamic business environments.

6. Conclusion, Managerial Implications, and Future Research

This paper addresses the critical integration gap in AI marketing by establishing the Generative AI Marketing Maturity Model (GMMM). The conceptual continuum demonstrates that maximum strategic value is realized only when firms evolve beyond Tier 1 task automation into Tier 2 cross-functional integration and Tier 3 dynamic customer value co-creation. As contextualized by Sephora and Coca-Cola, business model transformation relies on data pipeline integration, operational speed, and continuous algorithmic feedback loops.

To implement GenAI effectively, corporate executives should follow a three-step blueprint:

Step 1. Conduct an Architectural Audit and Build Data Lakes: Consolidate fragmented data into secure enterprise data lakes to provide LLMs with necessary context.

Step 2. Formalize Governance and Setup Human-AI Pipelines: Implement sandwich workflows (Figure 3) and compliance protocols to ensure outputs are audited before public release, aligning with GDPR and the EU AI Act.

Step 3. Cultivate the Digital Competency Matrix: Upskill marketing personnel in prompt engineering, output auditing, and data literacy to mitigate algorithm aversion and structural inertia.

The study is limited by its qualitative conceptual design and reliance on secondary corporate data. Future research should empirically validate the GMMM using quantitative metrics (e.g., CLV, cost compression, agility scores) across diverse industry sectors and examine implementation frameworks tailored to small and medium-sized enterprises (SMEs) facing capital constraints.

References

Chintagunta, P., Hanssens, D. M., & Hauser, J. R. (2016). Marketing science and big data. In *Marketing Science* (Vol. 35, Number 3). https://doi.org/10.1287/mksc.2016.0996

Chui, M., Hazan, E., Roberts, R., Singla, A., Smage, K., Sukharevsky, A., Yee, L., & Zemmel, R. (2023). Economic potential of generative AI | McKinsey. In *McKinsey & Company*.

Davenport, T., Guha, A., Grewal, D., & Bressgott, T. (2020). How artificial intelligence will change the future of marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, *48*(1), 24–42. https://doi.org/10.1007/s11747-019-00696-0

Dietvorst, B. J., Simmons, J. P., & Massey, C. (2018). Overcoming algorithm aversion: People will use imperfect algorithms if they can (even slightly) modify them. *Management Science*, *64*(3). https://doi.org/10.1287/mnsc.2016.2643

Grewal, D., Hulland, J., Kopalle, P. K., & Karahanna, E. (2020). The future of technology and marketing: a multidisciplinary perspective. In *Journal of the Academy of Marketing Science* (Vol. 48, Number 1). https://doi.org/10.1007/s11747-019-00711-4

Huang, M. H., & Rust, R. T. (2021). A strategic framework for artificial intelligence in marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, *49*(1). https://doi.org/10.1007/s11747-020-00749-9

Kamal Embabi, A. A. M. (2025). How Conversational AI Transforms Customer Service at Sephora With Virtual Beauty Assistants. In *Customer-Centric AI: Conversational Technologies, Personalization, and Ethical Innovation*. https://doi.org/10.4018/979-8-3373-6582-4.ch002

Kaplan, A., & Haenlein, M. (2019). Siri, Siri, in my hand: Who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence. In *Business Horizons* (Vol. 62, Number 1). https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.08.004

Kumar, V., Rajan, B., Venkatesan, R., & Lecinski, J. (2019). Understanding the role of artificial intelligence in personalized engagement marketing. *California Management Review*, *61*(4). https://doi.org/10.1177/0008125619859317

Lamberton, C., & Stephen, A. T. (2016). A thematic exploration of digital, social media, and mobile marketing: Research evolution from 2000 to 2015 and an agenda for future inquiry. *Journal of Marketing*, *80*(6). https://doi.org/10.1509/jm.15.0415

MacInnis, D. J. (2011). A framework for conceptual contributions in marketing. In *Journal of Marketing* (Vol. 75, Number 4). https://doi.org/10.1509/jmkg.75.4.136

Overgoor, G., Chica, M., Rand, W., & Weishampel, A. (2019). Letting the computers take over: Using Ai to solve marketing problems. *California Management Review*, *61*(4). https://doi.org/10.1177/0008125619859318

Raisch, S., & Krakowski, S. (2021). Artificial intelligence and management: The automation–augmentation paradox. *Academy of Management Review*, *46*(1). https://doi.org/10.5465/AMR.2018.0072

Regulation (EU) 2024/1689 of the European Parliament and of the Council of 13 June 2024 down Harmonised Rules on Artificial Intelligence(Artificial Intelligence Act), Official Journal of the European Union, L168 (2024).

Samuelson, P. (2023). Generative AI meets copyright. *Science*, *381*(6654). https://doi.org/10.1126/science.adi0656

Sawhney, M., Goodman, P., & Kaddatz, N. V. (2026). Sephora: Transforming the Beauty Experience Through Technology. In *Sephora: Transforming*

the Beauty Experience Through Technology. https://doi.org/10.4135/9798348853761

Singla, A., Sukharevsky, A., Yee, L., Chui, M., & Hall, B. (2024). The state of AI in early 2024 : Gen AI adoption spikes and starts to generate value. *McKinsey Digital*, (May).

Syam, N., & Sharma, A. (2018). Waiting for a sales renaissance in the fourth industrial revolution: Machine learning and artificial intelligence in sales research and practice. *Industrial Marketing Management*, *69*. https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2017.12.019

Verhoef, P. C., Broekhuizen, T., Bart, Y., Bhattacharya, A., Qi Dong, J., Fabian, N., & Haenlein, M. (2021). Digital transformation: A multidisciplinary reflection and research agenda. *Journal of Business Research*, *122*. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.09.022

Wedel, M., & Kannan, P. K. (2016). Marketing analytics for data-rich environments. *Journal of Marketing*, *80*(6). https://doi.org/10.1509/jm.15.0413

Yin Robert. (2018). Case Study Research and Applications | SAGE Publications Inc. *Sixth Edition*.

ЕЗИКОВАТА ДИНАМИКА В ДИГИТАЛНАТА СРЕДА: ГЕНЕРАТИВНИЯТ ИИ, НОВАТА ЛЕКСИКА И БЕЗЛИЧНИТЕ КОНСТРУКЦИИ В ОБРАЗОВАТЕЛЕН КОНТЕКСТ

Ас. Анита Тодоранова[1]

Резюме: *Докладът разглежда езиковата динамика в дигиталната среда и ролята на генеративния ИИ. Чрез засвидетелствани безлични конструкции с лексика от дигиталния дискурс се проследява интегрирането на нова лексика в български синтактичен модел. Разграничават се структурна възможност, реална употреба, разпространение и нормативен статус. Отчита се и възможното влияние на ИИ върху езиковата вариативност. В образователен контекст се предлага машинно генерираният материал да се подлага на критическа проверка чрез речници, корпуси, реални употреби и научни източници.*

Ключови думи: *голям езиков модел, езикова динамика, дигитална комуникация, безлични конструкции, езикова вариативност, образование.*

JEL: I21, O33

LANGUAGE DYNAMICS IN THE DIGITAL ENVIRONMENT: GENERATIVE AI, NEW VOCABULARY AND IMPERSONAL CONSTRUCTIONS IN AN EDUCATIONAL CONTEXT

Assist. Prof. Anita Todoranova

Abstract: *The paper examines linguistic dynamics in the digital environment and the role of generative AI in these processes. Drawing on attested impersonal constructions containing vocabulary from digital discourse, it traces the incorporation of new lexical items into a syntactic pattern characteristic of Bulgarian. The analysis distinguishes between structural possibility, actual usage, degree of dissemination, and normative status. It also considers the potential influence of generative AI on linguistic variation. In an educational context, the paper proposes that machine-generated linguistic material should be treated as an object of critical verification through dictionaries, corpora, authentic usage, and scholarly sources.*

Key words*: large language model, language dynamics, digital communication, impersonal constructions, language variation, education.*

JEL: I21, O33

1. Въведение

Дигиталната среда е зона на интензивна езикова динамика. Социалните мрежи, форумите и платформите за комуникация ускоряват възникването и разпространението на нови единици, а писменото общуване често придобива непосредственост и експресивност, характерни за устната реч. Затова дигиталната комуникация представлява съвкупност от социално,

[1] a.todoranova@ts.uni-vt.bg, ВТУ „Св. св. Кирил и Методий“

функционално и жанрово обусловени практики, а не единен „език на интернет“ (Androutsopoulos, 2006). В български контекст сред характерните процеси са паралелната употреба на български и английски код и създаването на нови единици чрез ресурсите на българския език (Кирова, 2016).

Генеративният изкуствен интелект (generative artificial intelligence, GenAI) добавя ново измерение към тази среда. Ако по-ранните технологии функционират предимно като канал и инструмент за човешко общуване, големите езикови модели могат сами да генерират, преформулират, редактират, превеждат и обобщават текст. Така технологичният посредник се превръща и в участник в текстопроизводството.

Това има пряко значение за оценяването на езиков материал. Големият езиков модел не е нормативен справочник, граматика или корпус: вероятностното генериране може да съчетава кодифицирани, разговорни и редки форми или да създава нови по аналогия. Изследването на L. Zhou et al. показва, че по-големите възможности и по-доброто следване на инструкции не премахват риска от правдоподобни, но неверни отговори (Zhou et al., 2024). Следователно убедително звучащият машинен текст не е сам по себе си доказателство за нормативност или реална употреба.

Целта на доклада е да анализира ролята на генеративните езикови модели в езиковата динамика и свързаните с нея образователни последици. Фокусът е върху адаптацията на лексика от дигиталния дискурс и включването ѝ в безлични конструкции с дателна клитика и *се*. Моделът е илюстративен: чрез него *се* проследява преходът от лексикално заемане и морфологична адаптация към синтактична интеграция и *се* поставя разграничението между езиково възможното и реално засвидетелстваното.

2. Езиковата динамика в дигиталната среда: заемане, адаптация и интеграция на англоезична дигитална лексика

Динамиката на съвременната българска лексика се определя от взаимодействието на вътрешноезикови и външноезикови фактори. Английското влияние ускорява навлизането на нови номинации, а българските словообразувателни ресурси участват в тяхното приспособяване (Благоева, Колковска, 2021). Връзката между външното влияние и вътрешносистемната адаптация е описвана и чрез паралелните тенденции към интернационализация и национализация (Колковска, 2006). Тук тя се проследява чрез заемане, адаптация и интеграция на англоезична дигитална лексика. Н. Костова установява активно морфологично приобщаване на глаголни неологизми от компютърната област (Костова, 2016).

Тенденцията се наблюдава и в най-новата лексика. Ат. Атанасова посочва форми като *тагвам/тагна*, *линквам*, *скролна*, *дислайкна* и *ретуитна*

и отбелязва активността на българските словообразувателни средства *-ва-* и *-н-* при приспособяването на новия материал (Атанасова, 2024).

Морфологичната адаптация обаче не е крайна степен на интеграция. Новите глаголи получават граматични форми и съчетаемост, а включването им в характерни за българския език синтактични модели показва по-дълбоко системно усвояване.

3. Безличните конструкции като илюстрация на синтактичната интеграция

Безличността в съвременния български език е структурно разнообразно явление. Ат. Атанасов класифицира безличните предикати според типа на предиката, съчетаемостта с винителни и дателни обекти и възможността за експлицитен подлог (Атанасов, 2015). Г. Петрова анализира предикативно-дативни конструкции от типа *студено ми е*, *скучно ми е*, *странно ми е* и ролята на дателния аргумент при означаването на експериентора (Петрова, 2020; 2022). Тези изследвания показват продуктивността и структурната вариативност на безличните модели, в които може да се включва и нова лексика.

Настоящият анализ се ограничава до конструкции с дателна клитика и *се*, съдържащи глагол за действие от дигиталната среда. Ограничението има методологична цел: в рамките на една схема може да се наблюдава преминаването от нова или семантично специализирана лексема към участие в установен български граматичен модел.

При традиционни конструкции като *спи ми се*, *ходи ми се*, *плаче ми се* действието се представя като желание, нагласа или вътрешен импулс на лицето, означено чрез дателната форма. Същият модел се реализира и с глаголи, назоваващи дигитални действия.

При *цъкам* са регистрирани няколко реализации: ***Цъка ми се*** *нещо* (SoftUni Forum, 24.10.2014 г.), *...а пък* ***ми се цъка*** *multiplayer на Q2* и *Ако* ***ти се цъка*** *с хора...* (BulForum, 24–25.05.2005 г.). Различният словоред и промяната на дателната клитика показват функциониране на конструктивен модел, а не на застинало съчетание. Дигитално мотивираният глагол *чатя* се среща в *...не ми се чете,* ***не ми се чати****, не ми се пише във форума...* (Dnes.bg, 29.04.2013 г.), където е координиран с утвърдените *чета* и *пиша*. При *блогвам* са засвидетелствани отрицателни и положителни реализации: ***Не ми се блогва****, не ми се чете, не ми се сърфира...* („Семки и бонбонки“, 16.10.2005 г.), *Днес ми е някакво особено –* ***блогва ми се****, ама не знам точно за какво* (Scripta manent, 24.01.2011 г.) и *От известно време* ***не ми се блогва*** (Oh, Books!, 20.02.2013 г.). По-нов пример е ***Не ми се скролва****...* (форум „Направи сам“, 21.04.2024 г.).

Примерите обхващат различни дигитални дейности – използване на приложения и игри, онлайн разговор, създаване на съдържание и навигация в интерфейс. Общото е, че новата лексика участва в граматични отношения, характерни за българския език, което показва и синтактична интеграция наред с морфологичната.

Засвидетелстваните примери не дават основание всяка аналогично образувана конструкция да се приема за установена. Наличието на ***не ми се скролва*** не доказва автоматично употребата или разпространеността на ***репортва ми се***, ***мейлва ми се***, ***кодира ми се*** и други структурно възможни съчетания. Продуктивността на модела ги прави разбираеми, но реалната им употреба изисква независимо езиково свидетелство.

Разграничението се съотнася с модела на H.-J. Schmid, според който конвенционализацията е социален процес с различна степен на споделеност и устойчивост на употребите (Schmid, 2020). Следователно структурната възможност не е равнозначна на реално установена употреба, а наличието на единичен пример не е достатъчно основание да се говори за широка конвенционализация.

4. Големите езикови модели: между структурната възможност и реалната употреба

Големите езикови модели разпознават продуктивни граматични схеми и могат да ги разширяват по аналогия. Комбинирането на познат модел, като *спи ми се*, *ходи ми се*, *работи ми се,* с морфологично адаптирани глаголи, като *скролвам*, *тагвам* или *репортвам*, е предвидимо при вероятностно генериране. Получената форма може да е граматично прозрачна и лесно разбираема, без конкретното съчетание да е реално засвидетелствано. Затова машинно генерираната правдоподобност не трябва да се приема като свидетелство за езикова употреба.

При анализ на динамична лексика е необходимо да бъдат разграничавани поне четири равнища:

- структурна възможност – формата се изгражда в съответствие с продуктивен модел на езика;
- засвидетелствана употреба – откриват се реален контекст, създадени от носители на езика;
- степен на разпространение и конвенционализация – употребата се повтаря в различни социални групи, функционални сфери и комуникативни регистри;
- нормативен статус – формата се съотнася спрямо действащата кодифицирана норма.

Тези равнища не съвпадат: една форма може да бъде структурно възможна, но незасвидетелствана; реално употребявана, но ограничена до определена група или стилово маркирана.

Рискът засяга и метаезиковите оценки. Моделът може да определи форма като „широко употребявана“, „правилна“ или „утвърдена“, без достатъчно основание. Данните на L. Zhou et al. показват, че по-мощни модели и модели, които по-добре следват инструкции, могат да дават привидно смислени, но неверни отговори, част от които потребителите трудно разпознават (Zhou et al., 2024).

Затова в езиковедската и образователната работа машинният отговор е по-продуктивно да се използва като хипотеза за проверка. Речникът свидетелства за лексикографска регистрация, нормативният справочник – за кодификация, корпусът – за реална употреба, а научното изследване – за интерпретация в определена методология. Генеративният модел може да предлага варианти и аналогии, но не заменя външното доказателство.

5. Големите езикови модели като нов фактор в дигиталната езикова среда

Масовото използване на големите езикови модели за редактиране, преформулиране, превод, резюмиране и създаване на текст означава, че определени езикови решения, системно предлагани от моделите, все по-често навлизат в реалната комуникация. Това не превръща езиковите модели в самостоятелен генератор на езикова промяна: конвенционализацията остава социален процес. Генеративните системи обаче добавят механизъм за мащабна селекция и повторение, който може да влияе върху видимостта и относителната честота на определени формулировки.

Актуалните изследвания насочват внимание към възможното уеднаквяване на писмената реч. A. J. Alvero et al. използват понятията „дигитални акценти“ (digital accents) и „хомогенност в дизайна“ (homogeneity-by-design), за да обозначат, от една страна, социално обусловените особености в писмената дигитална реч, а от друга – тенденцията генеративните системи да възпроизвеждат по-ограничен набор от езикови модели. Авторите отбелязват, че генеративните модели не обхващат в пълна степен вариативността, характерна за човешкото писане (Alvero et al., 2025). В три изследвания върху седем набора от данни и над 880 000 текста Z. Sourati et al. установяват, че използването на големи езикови модели като помощници при писане е свързано с намаляване на езиковата вариативност; при машинно преформулиране съдържанието се запазва, но част от доминиращите модели се засилват (Sourati et al., 2026).

Така ролята на големите езикови модели в езиковата динамика се очертава като двупосочна: той може по аналогия да разширява набора от структурно възможни реализации, но при масова употреба да увеличава повторяемостта на определени високовероятни решения. За по-малки езици и разновидности с неравномерно представяне в данните за обучение това е съществен въпрос, тъй като машинното предпочитание към даден

вариант не е непременно отражение на неговата нормативност, стилистична уместност или социален обхват.

6. Образователни измерения: от машинния отговор към критическата проверка

Големите езикови модели вече се използват за създаване и модифициране на текстове и упражнения в езиковото обучение, но изследванията подчертават и необходимостта от оценка на качеството на генерираното съдържание (Радкова, 2024; Гафтанджиева, Донева, 2025). Тази позиция е в съзвучие с документите на UNESCO: *Guidance for Generative AI in Education and Research* поставя акцент върху човешката автономност и педагогическата целесъобразност (Miao, Holmes, 2023), а *AI Competency Framework for Students* – върху критическия подход, етичното използване и разбирането на принципите на технологията (Miao, Shiohira, Lao, 2024).

При езиков материал грамотността в областта на ИИ следва да се развива заедно с критическа езикова грамотност. Обучаемият трябва да различава структурна възможност, реална употреба, степен на разпространение, стилов обхват, нормативност и доказателствена стойност на източника. Динамичната дигитална лексика е подходящ материал за такава работа, защото границите между възможна, нововъзникваща и утвърдена употреба са видими.

Практическата работа може да започне с реално засвидетелствани конструкции – ***цъка ми се***, ***не ми се чати***, ***блогва ми се***, ***не ми се скролва*** и др. След това на генеративен модел се възлага да създаде аналогични форми с други глаголи от дигиталния дискурс. Полученият материал се проверява последователно:

- установява се структурната съвместимост с модел на българския език;
- проверява се дали употребата е реално засвидетелствана;
- изследват се комуникативният контекст и социалният ѝ обхват;
- проверява се лексикографската регистрация на глагола;
- при необходимост се прави съпоставка с нормативни и научни източници.

Така машинният отговор се превръща в отправна точка за анализ, а не в краен авторитет. Структурно прозрачната, но незасвидетелствана форма позволява да се обясни действието на продуктивния модел и едновременно да се покаже защо правдоподобността не е доказателство за реална употреба. Дори машинната грешка придобива педагогическа стойност, когато се използва за развиване на умения за проверка, аргументация и оценяване на надеждността.

Образователната задача следователно не се свежда до усвояване на техники за задаване на инструкции. Необходима е компетентност за разбиране на характера на генерирания резултат и за самостоятелна преценка на неговата доказателствена стойност.

7. Заключение

Анализът показва, че дигитално мотивираната лексика се интегрира в българския език не само морфологично, но и синтактично. Употреби като ***цъка ми се***, ***не ми се чати***, ***блогва ми се / не ми се блогва*** и ***не ми се скролва*** илюстрират включването на нови или семантично специализирани глаголи в продуктивен безличен модел. Ограничаването до тази конструкция е методологично: чрез нея се проследява връзката между лексикална иновация, адаптация, синтактична интеграция и реална употреба.

Големият езиков модел може по аналогия да създава форми, които звучат напълно естествено и са структурно възможни, но това не означава, че те действително се използват в езика. Едновременно с това изследванията върху езиковата вариативност показват, че масовото използване на генеративни системи може да увеличава повторяемостта на определени предпочитани решения. Така влиянието на ИИ се проявява както чрез разширяване на потенциалните реализации, така и чрез възможно ограничаване на вариативността.

В образователен контекст това налага грамотността в областта на ИИ да се развива в тясна връзка с критическата езикова грамотност. Генеративният модел е най-полезен като материал за сравнение, проверка и аргументация, а не като окончателен езиков авторитет. Работата с реални и машинно генерирани примери развива способност да се различават вероятност и доказателство, структурна възможност и реална употреба, убедителна формулировка и надеждно знание.

Използвани източници

Атанасов, Ат. (2015). Класификация на безличните предикати в съвременния български език. Български език, 62(3), 38–53.

Атанасова, Ат. (2024). За най-новите глаголи в българския език. Новоречје, 6(10), 90–94. DOI: 10.18485/novorecje.2024.6.10.7.

Благоева, Д., Колковска, С. (2021). За някои актуални процеси в българската лексика. В: Доклади от Международната годишна конференция на Института за български език „Проф. Любомир Андрейчин“, т. I. София: Издателство на БАН „Проф. Марин Дринов“, 134–141. DOI: 10.7546/ConfIBL2021.I.15.

Гафтанджиева, С., Донева, Р. (2025). Генеративен изкуствен интелект в образованието: проблеми и решения. Педагогика, 97(9), 1284–1297. DOI: 10.53656/ped2025-9.04.

Кирова, Л. (2016). Дискурсни практики в социалните мрежи. Словотворчество. В: Д. Благоева, С. Колковска (съст. и науч. ред.). За словото – нови търсения и подходи. Юбилеен сборник в чест на чл.-кор. проф. д.ф.н. Емилия Пернишка. София: Издателство на БАН „Проф. Марин Дринов“, 352–359.

Колковска, С. (2006). Тенденциите към интернационализация и национализация в новата българска икономическа терминология. В: Националният език в условията на чужди влияния и глобализация. София: Съюз на учените в България, 190–212.

Костова, Н. (2016). Глаголни неологизми от компютърната област. Български език, 63(2), 57–67.

Петрова, Г. (2020). Безлични предикативно-дативни конструкции в българския език. В: Доклади от Международната годишна конференция на Института за български език „Проф. Любомир Андрейчин“, т. I. София: Издателство на БАН „Проф. Марин Дринов“, 100–106.

Петрова, Г. (2022). Безлични предикативни конструкции в българския език: структурен минимум и семантична обусловеност. Български език, 69, Приложение, 281–291. DOI: 10.47810/BL.69.22.PR.19.

Радкова, А. (2024). Използването на изкуствен интелект в преподаването на български като чужд. Български език и литература, 66(2), 176–186. DOI: 10.53656/bel2024-2-4A.

Alvero, A. J., Sedlacek, Q., León, M., & Peña, C. (2025). Digital accents, homogeneity-by-design, and the evolving social science of written language. Annual Review of Applied Linguistics, 45, 50–68. DOI: 10.1017/S0267190525000042.

Androutsopoulos, J. (2006). Introduction: Sociolinguistics and computer-mediated communication. Journal of Sociolinguistics, 10(4), 419–438. DOI: 10.1111/j.1467-9841.2006.00286.x.

Miao, F., & Holmes, W. (2023). Guidance for Generative AI in Education and Research. Paris: UNESCO. DOI: 10.54675/EWZM9535.

Miao, F., Shiohira, K., & Lao, N. (2024). AI Competency Framework for Students. Paris: UNESCO. DOI: 10.54675/JKJB9835.

Schmid, H.-J. (2020). The Dynamics of the Linguistic System: Usage, Conventionalization, and Entrenchment. Oxford: Oxford University Press. DOI: 10.1093/oso/9780198814771.001.0001.

Sourati, Z., Karimi-Malekabadi, F., Ozcan, M., McDaniel, C., Ziabari, A., Trager, J., Tak, A. N., Chen, M., Morstatter, F., & Dehghani, M. (2026). The shrinking landscape of linguistic diversity in the age of large

language models. Nature Human Behaviour. DOI: 10.1038/s41562-026-02550-0.

Zhou, L., Schellaert, W., Martínez-Plumed, F., Moros-Daval, Y., Ferri, C., & Hernández-Orallo, J. (2024). Larger and more instructable language models become less reliable. Nature, 634, 61–68. DOI: 10.1038/s41586-024-07930-y.

Източници на езиков материал

BulForum.com. „Quake 2 Bots“, публикации от 24–25.05.2005 г. URL: https://www.bulforum.com/topic/31468-quake-2-bots/ (достъп: 09.09.2026 г.).

Dnes.bg. „Когато „бобът“ уври.....“, публикация от 29.04.2013 г. URL: https://www.dnes.bg/a/475-lifestyle/186833-kogato-quotbobatquot-uvri (достъп: 09.09.2026 г.).

Oh, Books! „Втори рожден ден. Като след дъжд – качулка“, публикация от 20.02.2013 г. URL: https://ohbooks.blogspot.com/2013/01/vtori-rojden-den.html (достъп: 09.09.2026 г.).

Scripta manent. „I want to know ...“, публикация от 24.01.2011 г. URL: https://thesparrowhunter.blogspot.com/2011/01/?m=0 (достъп: 09.09.2026 г.).

SoftUni Forum. „[Teamwork] OOP – Споделете проектите си“, публикация от 24.10.2014 г. URL: https://softuni.bg/forum/2384/teamwork-oop-spodelete-proektite-si (достъп: 09.09.2026 г.).

„Семки и бонбонки“. „Аз съм сънчо“, публикация от 16.10.2005 г. URL: https://semkiibonbonki.blogspot.com/2005/10/?m=1 (достъп: 09.09.2026 г.).

Форум „Направи сам“. „Дробилка клони правим“, публикация от 21.04.2024 г. URL: https://forum.napravisam.bg/viewtopic.php?start=40&t=71727 (достъп: 09.09.2026 г.).

ИЗКУСТВЕН ИНТЕЛЕКТ И ЯДРЕНА ЕНЕРГЕТИКА – ПРИЛОЖЕНИЯ, ПРЕДИЗВИКАТЕЛСТВА И СТРАТЕГИЧЕСКИ ВЪЗМОЖНОСТИ ЗА БЪЛГАРИЯ

д-р Борислав Боев[1]

Резюме: *Докладът анализира взаимовръзката между ядрената енергетика, изкуствения интелект и нарастващото електропотребление на центровете за данни. Разгледани са приложенията на ИИ през жизнения цикъл на ядрените съоръжения и е предложена национална пътна карта за отговорното му внедряване в енергетиката на България.*

Ключови думи: *ядрена енергия, изкуствен интелект, центрове за данни, отговорно внедряване на изкуствения интелект в енергетиката*

JEL: Q42, Q48

ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND NUCLEAR ENERGY - APPLICATIONS, CHALLENGES, AND STRATEGIC OPPORTUNITIES FOR BULGARIA

Borislav Boev, Ph.D.

Abstract: *This paper examines the interrelationship between nuclear energy, artificial intelligence, and the growing electricity demand of data centers. It explores AI applications throughout the life cycle of nuclear facilities and proposes a national roadmap for the responsible deployment of AI in Bulgaria's energy sector.*

Key words*: nuclear energy, artificial intelligence, data centers, responsible deployment of artificial intelligence in the energy sector*

JEL: Q42, Q48

1. Въведение

Изкуственият интелект (ИИ) обединява информационни системи, свързани с машинно обучение и невронни мрежи, които са способни при определени от човека цели да подпомагат процеса по планиране, прогнозиране, изготвяне на препоръки и предложения за прилагане на решения, въз основа на налични данни и предварително определена рамка. В ядреноенергийния отрасъл потенциалът за използване на ИИ произтича от натрупаните огромни обеми от данни с инженерно-технически, финансово-икономически, правен и управленски характер. Всички тези данни са свързани помежду си с огромна степен на сложност, тъй като съществуват многоаспектни връзки и зависимости. Именно тази сложност и нейното управ-

[1] Национален комитет на България в Световния енергиен съвет

ление изискват висока степен на контрол към качеството на данните, тяхната надеждност и съответствие, както и контрол върху цялостния управленски подход, който надхвърля инженерно-техническите аспекти на ядрената енергетика.

В научната литература взаимовръзката между ИИ и ядреноенергийните съоръжения може да бъде категоризирана в две основни направления. Първото включва наблюдението, моделирането и оптимизацията на процесите, протичащи в активната зона (АЗ) на ядрения реактор, други процеси в първи и втори контур на ядрената централа, поведението на ядреното гориво в АЗ и съответните възможности за проектни решения. Второто направление е по-широко и включва процеси, свързани с експлоатацията, поддръжката и ремонта на ядрената централа. (El-Sefy, Yosri, El-Dakhakhni, Nagasaki, & Wiebe, 2021) (Huang, Q.; Peng, S.; Deng, J.; Zeng, H.; Zhang, Z.; Liu, Y.; Yuan, P., 2023) (Lu, et al., 2020)

Въпреки значителния напредък в развитието на ИИ през последните години и огромния потенциал, който обучените модели показват в ускоряването на сложни изчисления, трябва да се отбележи, че голяма част от тези изследвания са основани на симулационни и синтетични данни, а не на опит от пълномащабно внедряване. Следвайки тази констатация може да се посочи, че реалистичната перспектива при използването на ИИ в ядреноенергийния отрасъл не е свързана с пълното заместване на човешкия фактор, а поставянето на човека в нова позиция на коректив, вземащ крайните решения и носещ отговорността за тях.

2. Ядрените централи като източник на електроенергия за ИИ и центровете за данни

По данни на Световната ядрена асоциация (WNA), в света към края на 2025 г. в експлоатация се намират 437 реактора, а съвкупно произведената електроенергия от тях е 2702 TWh. Ядрените реактори в етап строителство към края на 2025 г. са 74, а окончателно спрени през същата година са 7 реактора. (WNA, 2026)

През 2025 г. в САЩ работят около 5427 центъра за данни, а в Европа - около 3000. Потреблението на електроенергия от тях през 2024 г. за САЩ е 183 TWh, а в Европа - 68 TWh. Прогнозите на Международната агенция по енергетика (МАЕ) сочат, че към 2030 г. се очаква потреблението на центровете за данни в САЩ да достигне 426 TWh (ръст от 133% спрямо нивата от 2024 г.), а в Европа - 113 TWh (ръст от около 66% спрямо нивата от 2024 г.). По отношение снабдяването на центровете за данни с електроенергия, МАЕ изрично посочва необходимостта от непрекъсваеми доставки, което е породено от характера на електропотребление на центровете. (МАЕ, 2025) (Singer, et al., 2026) (Cloudscene, 2026) Това не означава, че то

може да бъде покривано единствено от ядрена енергия, но високия коефициент на използваемост и ниските емисионни характеристики на ядрените централи превръщат съществуващите мощности, както и бъдещите такива, в подходящ компонент на електроснабдяването. За да се случи тази трансформация обаче е необходимо и паралелно развитие на електроенергийната система чрез увеличаване на мрежовата свързаност, резервиране и т.н.

3. Потенциални приложения на ИИ в етапите на жизнения цикъл на ядрените централи

Стратегическото планиране на проекти за нови ядрени мощности и по-конкретно в началните етапи на предпроектни проучвания, ИИ може да обединява налични хидрогеоложки, сеизмични, екологични, инфраструктурни и социално-икономически данни за подпомагане процеса по изготвяне на технико-икономически анализи (ТИА) и първоначални инженерни изследвания.

В етапа на проектиране ИИ може да бъде използван за анализ на комплексна документация и откриване на потенциални зависимости и несъответствия, като е ключово работата с ИИ да бъде ограничена задължително с верифицирани данни, подлежащи на препотвърждаване и независима експертна оценка. Във връзка с лицензионния процес ИИ може да улесни проверката на комплексните взаимовръзки в лицензионната документация, проследявайки нормативните изисквания и оценката на въздействието от нормативни и/или проектни изменения. По отношение цялостното управление на ядрения проект ИИ може да бъде използван в анализирането напредъка по графиците, оценка на разходите, проследяването на рисковете и интерфейсните взаимовръзки, но без да заменя установените правомощия на отговорните лица или други органи. В етапите на строителството ИИ може да намери приложение в мониторинга на напредъка, чрез актуализиране на графика спрямо реалното изпълнение и изготвянето на прогноза за закъснения или отклонения. ИИ може също да се използва при оптимизирането на строителния процес чрез правилно оползотворяване капацитета на строителната площадка, анализ на производителността на труда, неговата организация и т.н. Освен това, при строителството моделите могат да се използват за създаване на единен информационен модел, свързан както със строителната документация, така и със спецификите на изграждането на отделни конструкции, системи и компоненти (КСК). При експлоатацията на ядрени централи ИИ намира приложение в системите за мониторинг и диагностика, и подпомага откриването на аномалии, оценка на състоянието на различни компоненти. В допълнение на това възможностите на ИИ могат да бъдат използвани за изготвянето на прогнози относно управлението на стареенето на КСК и по-конкретно прогнози относ-

но деградацията и остатъчния им ресурс, което може да подобри цялостния процес на проверките и планирането на ремонтите. По отношение процеса на извеждане от експлоатация, перспективните приложения на ИИ са свързани с изграждането на интегрирана база данни с натрупаната по времето па предните фази документация, планиране на дейностите по демонтаж, оценка на дозовото натоварване, управление на машини с дистанционно управление и роботи и др. (Dogan, 2026) (Agarwal, V.; Walker, C. M.; Manjunatha, K. A.; Mortenson, T. J.; Lybeck, N. J.; Hall, A. C.; Hill, R. A.; Gribok, A. V., 2022) (IAEA, 2025) (IAEA, 2024)

4. Потенциални приложни полета на ИИ в ядрената енергетика на България

Отчитайки спецификите на стратегическото планиране в енергетиката и основополагащото значение на ядрената енергетика за енергийната и националната сигурност на страната, потенциалните приложни полета на ИИ в отрасъла неизменно трябва да бъдат обвързани със създаването на институционална инфраструктура под опеката на държавата.

а. Развитие на националната институционална рамка

Към настоящия момент са идентифицирани няколко национални стратегически документа, които имат отношение към цялостното внедряване на ИИ не само в ядрената енергетика, но и в националната икономика на страната:

- Концепция за развитието на ИИ в България до 2030 г., приета от МС през 2020 г., предвиждаща развитие на умения и изграждане на научен капацитет за използването на ИИ в индустрията и при изграждането на „умни енергийни мрежи“;
- Иновационна стратегия за интелигентна специализация 2021-2027 г., приета с Решение №1015/2022 г. на МС, целяща подкрепата за използването на информационните технологии и мехатрониката, в контекста на прехода към нисковъглеродна икономика;
- Междинен мониторингов доклад за ИСИС, одобрен с решение №3/2026 г. на МС;
- Цифрова трансформация на България 2024-2030 г., приета с Решение №264/2024 г. на МС, целяща осигуряването на единна рамка за изграждане на цифрова инфраструктура;
- Национална стратегия за развитие на човешките ресурси в ядрената сфера 2022 - 2032 г., приета с Решение №393/2022 г. на МС, включваща плановете за кадровото обезпечаване, поддържане и развитие на ядрените знания, развитие на връзката между образование, наука и организациите в ядреноенергийния отрасъл на България;

- Национална програма „Повишаване на квалификацията в областта на ядрените технологии и ядреното инженерство“, приета с Решение №770 от 13.11.2024 г. на МС, включваща приоритети като използване на ИИ в ядрените технологии и инженерството, анализ на данни, машинно обучение и внедряване на ИИ, както и управление, развитие и съхраняване на ядрените знания.

Прегледът на тези документи показва, че пряко отношение към взаимовръзката между ИИ и ядреноенергийния отрасъл имат последните два документа - **Национална стратегия за развитие на човешките ресурси в ядрената сфера 2022 - 2032 г.** и **Национална програма „Повишаване на квалификацията в областта на ядрените технологии и ядреното инженерство“.** Във връзка с това е препоръчително на стратегическо ниво да бъдат доразвити направленията за използването на ИИ, като бъде засилена ролята на търговските организации в ядреноенергийния отрасъл. В този ред на мисли е разумно усилията на държавата, и по-конкретно на Министерство на енергетиката, да се насочат в разработване на концептуален модел за **Пътна карта за безопасно и отговорно внедряване на изкуствения интелект в ядрената енергетика на България с хоризонт поне до 2040 г.** За целите на този документ е необходимо да бъдат въвлечени ключови организации в ядреноенергийния отрасъл като:

- Агенцията за ядрено регулиране, при запазване на нейната независимост;
- АЕЦ „Козлодуй“ и неговите дъщерни предприятия;
- Държавно предприятие „Радиоактивни отпадъци“;
- Предприятията от групата на Българския енергиен холдинг, имащи отношение към ядрената енергетика и корпоративното управление на енергийния сектор;
- Министерството на образованието и науката;
- ИЯИЯЕ-БАН, Техническите университети в страната, както и университетите, предлагащи специализирано обучение, свързано с икономиката и управлението в ядрената енергетика;
- Българската индустрия в лицето на инженерни организации, производствени предприятия и др.;
- Неправителствените браншови организации в енергетиката.

b. Потенциал за използване на ИИ в експлоатиращите организации

Отчитайки обстоятелството, че внедряването на ИИ в ядрената енергетика се намира в начален етап, е необходимо да се възприеме внимателен подход с поетапното му внедряване, с първоначално използване за некритични процеси. По отношение експлоатацията на блокове 5 и 6 на АЕЦ „Козлодуй“ и вземайки пример от международната практика в експлоатацията на ядреноенергийни съоръжения, ИИ може да бъде използван при анализа на експлоатационния опит, оценка на остатъчния ресурс на КСК в

контекста на дългосрочната експлоатация на блоковете, оптимизацията на учебно-тренировъчния процес и управлението на ядрените знания, подобряване нивото на киберсигурността, оптимизацията на лицензионната дейност, както и в помощ на организацията и изпълнението на инвестиционната програма. При изпълнението на ремонтната програма ИИ може да бъде полезен чрез профилиране на уменията на персонала, изготвяне на наряди за работа, създаване и управление на големи бази данни за предишни ремонтни дейности, управление на регистър на оборудването и резервните части и не на последно място - проверка на съответствието.

По отношение процеса по извеждане от експлоатация на спрените блокове 1-4, намиращи се под управлението на ДП РАО, потенциалните приложения на ИИ могат да включват оптимизация на последователността и изпълнението на графиците в дейностите по демонтажа на съоръженията, управлението на роботизирана техника в помещения/зони с високо дозово натоварване, създаване на триизмерни (3D) карти и др.

Във връзка с проектите за изграждане на нови ядрени мощности (в т.ч. и малки модулни реактори) внедряването на ИИ може да бъде полезно в подкрепа на дейностите по лицензионните и разрешителните режими, откриването на несъответствия в проектната документация и различни работни пакети, управлението на интерфейсите между различни контрагенти, управление на промените, анализиране изпълнението на графика и контрола на разходите, планиране потребностите от квалифицирани кадри, анализ на резултати от различни пускови работи и т.н. Изключително важно е да се отбележи, че подхода при внедряването на ИИ трябва да бъде подчинен на няколко общи правила, включващи:

- ИИ не трябва да има неограничен достъп и права до критично важни системи, свързани с безопасността;
- Всеки резултат от ИИ да бъде валидиран и да подлежи на контрол от компетентни специалисти;
- Крайната отговорност при вземането на решения да остава при индивидуалните специалисти или организациите;
- Чувствителните данни да се обработват и съхраняват в защитена среда, в която ИИ няма достъп до интернет.

5. Заключение

В доклада са анализирани електропроизводствените показатели на ядрените централи в световен мащаб, потенциалът им да участват в електроснабдяването на центровете за данни, както и възможностите за приложение на изкуствения интелект в ключовите етапи от жизнения цикъл на ядрените енергийни съоръжения. Анализът очертава взаимно допълваща се връзка - ядрената енергетика може да осигурява надежден и нискоеми-

сионен компонент на електроснабдяването на центровете за данни, докато ИИ може да подпомага планирането, проектирането, строителството, експлоатацията, поддръжката и извеждането от експлоатация на ядрените съоръжения.

За България възможностите за приложение на ИИ обхващат експлоатацията, ремонтите и дългосрочната експлоатация на блокове 5 и 6 на АЕЦ „Козлодуй“, проектите за изграждане на нови ядрени мощности, извеждането от експлоатация на блокове 1-4, управлението на радиоактивните отпадъци, както и развитието и съхраняването на ядрените знания. Съществуващите национални стратегически документи създават основа за развитието на отделни направления, но е необходимо те да бъдат обединени в последователна национална рамка. В този контекст разработването под ръководството на Министерството на енергетиката на Пътна карта за безопасно и отговорно внедряване на ИИ в ядрената енергетика на България с хоризонт поне до 2040 г. би осигурило необходимата координация между държавните институции, експлоатиращите организации, научните и образователните структури и българската индустрия.

Основният извод от извършения анализ е, че наред със значителния потенциал на ИИ за повишаване на ефективността, надеждността и качеството на управленските и инженерните процеси, неговото внедряване трябва да бъде поетапно, контролирано и отговорно. Този процес не може и не следва да се основава на елиминирането на човешкия фактор от вземането на решения в ядрената енергетика. ИИ трябва да бъде разглеждан като инструмент за подпомагане на специалистите, докато окончателната преценка, правомощията и отговорността остават при компетентните лица и организации.

Използвани източници

Agarwal, V.; Walker, C. M.; Manjunatha, K. A.; Mortenson, T. J.; Lybeck, N. J.; Hall, A. C.; Hill, R. A.; Gribok, A. V. (2022). *Technical basis for advanced artificial intelligence and machine learning adoption in nuclear power plants.* Idaho National Laboratory.

Cloudscene. (2026). *United States of America: Data center market overview.* Извлечено от https://cloudscene.com/market/data-centers-in-united-states/all

Dogan, A. (2026). A decision-support framework for nuclear facility siting using machine learning and half quadratic programming: Insights from Türkiye. *Progress in Nuclear Energy, 195*. Извлечено от https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0149197026000612?via%3Dihub

El-Sefy, M., Yosri, A., El-Dakhakhni, W., Nagasaki, S., & Wiebe, L. (2021). Artificial neural network for predicting nuclear power plant dynamic behaviors. *Nuclear Engineering and Technology (53.10)*, стр. 3275–3285. Извлечено от https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1738573321002540?via%3Dihub

Huang, Q.; Peng, S.; Deng, J.; Zeng, H.; Zhang, Z.; Liu, Y.; Yuan, P. (2023). A review of the application of artificial intelligence to nuclear reactors: Where we are and what's next. *Heliyon, 9, e13883*. Извлечено от https://www.cell.com/heliyon/fulltext/S2405-8440(23)01090-3?_returnURL=https%3A%2F%2Flinkinghub.elsevier.com%2Fretrieve%2Fpii%2FS2405844023010903%3Fshowall%3Dtrue

IAEA. (2024). Deployment of Innovative Digital Technologies for Efficient Decommissioning of Nuclear Facilities (DEDICATE). Извлечено от https://www.iaea.org/projects/crp/t24010

IAEA. (2025). *Considerations for Deploying Artificial Intelligence Applications in the Nuclear Power Industry.* Vienna: International Atomic Energy Agency. Извлечено от https://www.iaea.org/publications/15866/considerations-for-deploying-artificial-intelligence-applications-in-the-nuclear-power-industry

Lu, C., Lyu, J., Zhang, L., Gong, A., Fan, Y., Yan, J., & Li, X. (2020). Nuclear power plants with artificial intelligence in Industry 4.0 era: Top-level design and current applications-A systemic review. *IEEE Access, 8, 194315–194332.*, стр. https://ieeexplore.ieee.org/document/9233420/.

Singer, B., Corbett, B., Zhang, X., Tylenda, E., Davenport, C., Ng, M., . . . Gandolfi, A. (2026). *GS Sustain: AI/data centers-Power demand, cyclical progression and sustainability implications.* Goldman Sachs Global Investment Research.

WNA. (2026). *World Nuclear Outlook Report 2026 Full Document*. Извлечено от https://world-nuclear.org/our-association/publications/world-nuclear-outlook-report/world-nuclear-outlook-report-2026-full-document

MAE. (2025). *Energy and AI.* International Energy Agency. Извлечено от https://www.iea.org/reports/energy-and-ai

ОТ ДАННИ КЪМ РЕШЕНИЯ: ПРИЛОЖЕНИЕ НА ИЗКУСТВЕНИЯ ИНТЕЛЕКТ В БИЗНЕСА

д-р Деница Бозева[2]

Резюме: *Докладът изследва как изкуственият интелект (AI) трансформира бизнеса отвъд технологията, като свързва данни, машинно обучение и управленски решения и акцентира върху хибридна интелигентност между алгоритми и човешка преценка.*

Ключови думи: *изкуствен интелект, бизнес решения, машинно обучение, риск*
JEL: O33, M15, D83

FROM DATA TO DECISIONS: THE APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN BUSINESS

Denitsa Bozeva, PhD[3]

Abstract: *The report examines how artificial intelligence is transforming business beyond technology by connecting data, machine learning, and managerial decision-making, and it emphasizes hybrid intelligence between algorithms and human judgment*.

Keywords: *artificial intelligence, business decisions, machine learning, risk*
JEL: O33, M15, D83

1. Въведение

В днешно време, бизнес средата се характеризира с висока динамика и изисква бързи решения. Данните не са просто административен ресурс, те са стратегически актив. Изкуственият интелект (AI) е важен инструмент за преобразуването на този актив в конкретни управленски действия. Системите, които изпълняват задачи са традиционно свързани с човешка интелигентност, като вземането на решения.

Машинното обучение помага да се откриват закономерности в данните и чрез трупането на опит се подобрява вземането на решения, което е важно при несигурност и непълна информация. В такива случаи качеството на взетите решения зависи от способността да се тълкуват правилно наличните данни.

Въпреки, че AI се внедрява бързо, все още бизнесите са на различни етапи на развитие. Данни на McKinsey показват, че през следващите три години, 92% от компаниите планират да увеличат инвестициите си в из-

[2] д-р Деница Бозева, denitsa_bozeva@unwe.bg, Университет за национално и световно стопанство (УНСС)

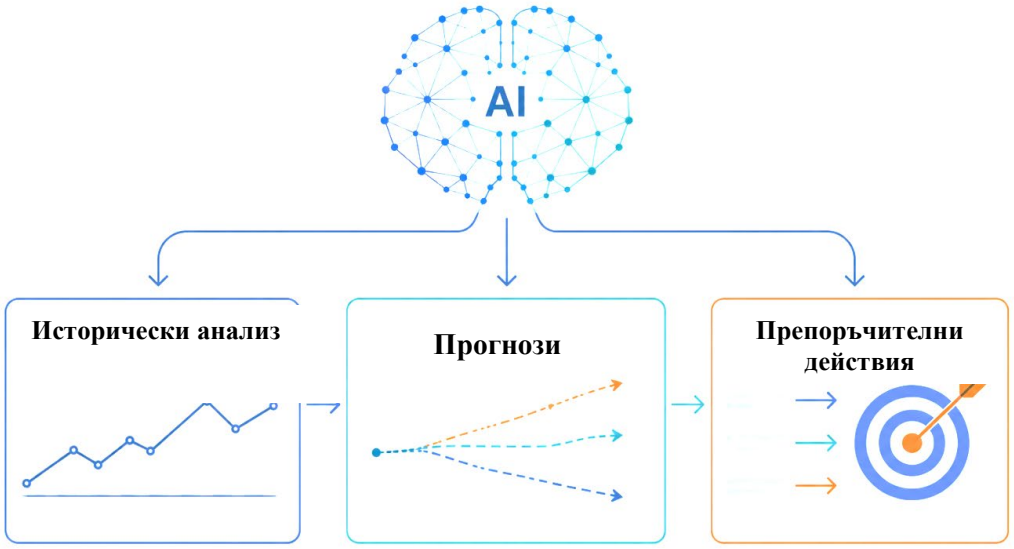
[3] Denitsa Bozeva, PhD, denitsa_bozeva@unwe.bg, University of National and World Economy (UNWE)

куствения интелект. Въпреки това едва около 1% могат да се определят като „готови“ за правилното му използване. (McKinsey Workplace AI, 2025a).

Настоящият доклад има за цел да изследва ролята на изкуствения интелект в прехода и да покаже, кои области има най-осезаема стойност.

Пътят от суровите данни до реалните решения не става изведнъж, той минава през няколко етапа. Събиране на данни, оформяне, подреждане, извличане на информация и след това идва действието. В по-традиционния подход този процес често започва отзад напред. Първо се гледа какво вече се е случило и след това се изваждат съответните поуки.

След навлизането на изкуствения интелект, нещата се променят. Той не само ни помага да предвидим какво е вероятно да стане, но и предлага конкретни действия, които могат да доведат до по-добри резултати. Така фокусът постепенно се измества. Вместо да се опитаме да разберем миналото, започваме да предвиждаме бъдещето и да избираме най-добрия възможен ход.



Фигура 1. Трансформация на аналитичния процес чрез изкуствен интелект

Източник: Идея на автора

При големи обеми от данни, човешкият анализ вече не е достатъчен. Изкуственият интелект може да анализира информацията и да открива модели и зависимости, които хората пропускат. Въпреки това ролята на мениджъра не отпада. Алгоритмите изчисляват вероятности, но крайните решения винаги включват човешка намеса. При подходът „изкуственият интелект като разширение на управленската преценка“, стойността идва от съчетаването на аналитични, организационни и управленски умения (Ikart, 2025; Davenport, 2021).

2. Приложения на изкуствения интелект в бизнеса

Машинното обучение позволява да се премине от по-строги правила към по-гъвкави модели. Вместо на всички клиенти да се прилага един и същи подход, вече се гледа индивидуалното поведение и конкретните данни, които се предоставят. Което прави анализът по-реалистичен.

Най-често тези модели се използват за прогнозиране (при продажби или риск), за класифициране (за откриване на рискови транзакции), както и за засичане на измами или грешки. Целта е несигурността да стане по-ясна и лесно измерима, за да може управлението да е по-добро. Затова тези подходи са много полезни в сфери като банкиране, застраховане и здравеопазване. Машинното обучение не е универсално решение. То много зависи от качеството на данните, с които работи. Ако в тях има пристрастия, моделите не само могат да ги повторят, но и да ги засилят. Затова е важно организациите да задават въпроси — не само дали моделът е точен, но и дали е справедлив, прозрачен и дали може да се използва на практика.

В крайна сметка един модел има смисъл само ако води до реални действия. Например, ако помага да се променят процеси като производство, ценообразуване, кредитна политика или мерки за превенция. Истинската зрялост не е в това колко сложни алгоритми се използват. Тя се вижда по това доколко успешно резултатите от тях се прилагат в практиката и водят до по-добри решения.

Според McKinsey към 2025 г. над две трети от организациите използват изкуствен интелект в повече от една функция, а около 50% го използват в три или повече (McKinsey State of AI, 2025b). Постепенно AI излиза от фазата на пилотен проект и се превръща в хоризонтална способност, интегрирана в цялата организация (Khan и кол., 2024; Hosen, Minto and Gomes, 2025).

В маркетинга и продажбите AI помага за прогнозирането на търсенето, динамичното ценообразуване и приоритизирането на потенциални клиенти. Маркетингът вече не разчита само на човешката интуиция, а се превръща в хибриден модел, в който креативността се подкрепя от аналитична обратна връзка. В продажбите, по-точните оценки за възможностите позволяват по-добро разпределение на ресурсите.

В операциите и финансите, приложенията включват прогнозиране на търсенето, управление на вериги за доставки и откриване на отклонения. Deloitte отчита, че около 66% от организациите съобщават за подобрения в своята продуктивност и ефективност благодарение на изкуственият интелект (Palavali, 2025; Deloitte, 2024). Във финансите AI се използва за откриване на измами, оценка на кредитен риск и др. Важно е

обаче бизнесът не само да знае какви резултати дава моделът, но и как тези резултати се използват в процеса на вземане на решения (Madabhushini, 2025).

AI помага на хората за по-бързият и правилен подбор, обучение и планиране. Според Световния икономически форум, най-голямата бариера пред трансформацията е недостигът на умения (World Economic Forum, 2025). Оценката с алгоритми крие рискове от предубеденост. Актът на ЕС за AI класифицира тези системи като високорискови (European Commission, 2024). Затова човешката оценка остава ключова. В същото време чатботове и виртуални асистенти съкращават времето за отговор. Проучване на Brynjolfsson, Li и Raymond (2023) сред 5179 агенти показва, че използването на генеративен AI асистент увеличава броя решени случаи на час средно с 14%, като ефектът е най-силен при по-неопитните служители. Доверието изисква отвореност и човешки контрол, без това да жертва ефективността (Ferraro et al., 2024).

Генеративният AI направи работата с изкуствен интелект по-лесна чрез използване на естествен език. Така той стана инструмент не само на специалисти по данни, но и на мениджъри, преподаватели и служители. През 2024 г. световните частни инвестиции в генеративен AI са 33,9 млрд. долара. Това е с 18,7% повече спрямо 2023 година (Stanford HAI, 2025). Ролята на служителя се измества от механично писане на текст към критична оценка, редактиране и осмисляне (Nguyen и кол., 2025; Dubey, 2026). Появяват се и някои конкретни предизвикателства, като неясни регулации, притеснения относно данните и усещане за зависимост (Högemann и кол., 2025).

Успешното внедряване се нуждае от пет взаимосвързани предпоставки. **Първата** е стратегическа яснота относно решенията и процесите. Те трябва да са достатъчно важни, за да бъдат подобрени чрез изкуственият интелект. **Втората** е качество на данните, защото управлението на данните е стратегическа основа на изкуствения интелект, а не административна функция (Ma, Shang & Liang, 2025; Yuan, Jiang and Xu, 2025). **Третата** е изграждане на компетентности. Недостигът на умения е водеща бариера според доклада на WEF, който се основава на перспективата на над 1000 глобални работодатели (World Economic Forum, 2025). **Четвъртата** е управление на промяната. Ако служителите възприемат AI като заплаха, внедряването е формално, но ако го виждат като помощник, приемането е реално. **Петата** е измерване на стойността чрез бизнес показатели.



Фигура 2. Предпоставки за внедряване на AI
Източник: Идея на автора

Хибридният модел съчетава алгоритмична и човешка интелигентност. Моделът обработва данни и предлага вероятности, а човекът интерпретира резултатите, поставя ги в контекст, задава граници и взема окончателното решение (Costa and Ghosh, 2025; Bajpai, 2025). Това изисква управленска AI грамотност. Мениджърите трябва да задават правилни въпроси, да разберат какво означава вероятностен резултат и кога да се доверят на модела. Организацията трябва да обясни как изкуственият интелект помага при вземане на решения, както и как са защитени данните .

Използването на изкуствен интелект крие рискове, свързани с поверителността и сигурността. Най-големият от тях е рискът от пристрастност, породена от данни, които показват неравенства. Неравнопоставеността лесно се пренася в кредитирането, наемането на работа и държавните услуги. Ясните и разбираеми мотиви са единственият начин да се гарантира отговорност и контрол. (Hossain et al., 2025).

NIST представя AI Risk Management Framework като рамка за управление на рисковете във всички етапи от жизнения цикъл на AI продуктите (NIST, 2023). Актът на ЕС за изкуствен интелект прилага подход според риска в категориите: неприемлив, висок риск, прозрачност и минимален риск (European Commission, 2025). За бизнеса това означава трансформация в подхода към управление на риска – той вече не е абстрактна етична дискусия, а конкретна управленска практика. Компаниите, които изграждат доверие и прилагат систематичен подход към управление на риска, имат по-добри възможности за устойчиво внедряване на AI.

Изкуственият интелект бързо се превръща във важен елемент за фирмите, които искат да останат конкурентни. Компаниите, които успешно въвеждат AI, подобряват ефективността си, намаляват разходите и предлагат по-добри продукти или услуги. Те могат да реагират по-бързо и на промените на пазара. В резултат на това AI вече не е просто нова технология. Той се превръща в основен инструмент за успех в бизнеса и променя конкурентоспособността. Той позволява по-бързо вземане на решения, по-точна персонализация, по-висока ефективност и създаване на нови бизнес модели. Важно е да се прави разлика между подобряване на текущите операции и истинска стратегическа промяна. Много компании използват AI, за да автоматизират съществуващи процеси. Истинската промяна настъпва, когато изкуственият интелект променя самия начин, по който се създава стойност (Figura, Juracka and Imppola, 2025; Volodin and Dovtayev, 2025).

Организациите, които имат повече и по-качествени данни се учат по-бързо, вземат по-информирани решения и непрекъснато подобряват процесите си. Така те създават трайно предимство, което трудно може да се копира, дори от конкуренти със същите технологии.

3. Заключение

Изкуственият интелект променя бизнеса, защото променя начина, по който се свързват данните, знанието и действието. Стойността не идва от самата технология, а от това как тя се обвързва с конкретни бизнес цели, качествени данни, добре организирани процеси, човешки опит и отговорно управление.

Машинното обучение ни помага да вземаме по-лесни и сигурни решения, но не ни освобождава от отговорност – просто променя ролята на човека. Правилата и етиката не са пречка за технологиите, а единственият начин изкуственият интелект наистина да ни бъде полезен. Без яснота и доверие, той може да донесе повече вреди, отколкото ползи. Преходът от „данни към решения“ очертава нов модел на управление: данните осигуряват основата, AI – аналитичната мощ, машинното обучение – способността за адаптация, а човекът – смисъла, целта и отговорността. Ще успеят онези организации, които съчетаят технологичните възможности на изкуствения интелект с човешка преценка, етика и стратегическо мислене.

Използвани източници

Bajpai, S. N. (2025). Mitigating bias in AI-driven recruitment: A comparative study of machine learning algorithms vs. human screeners. International

Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology, 13(10). https://doi.org/10.22214/ijraset.2025.75771

Brynjolfsson, E., Li, D., & Raymond, L. (2023). Generative AI at work (NBER Working Paper No. 31161). National Bureau of Economic Research. https://doi.org/10.3386/w31161

Costa, C., & Ghosh, S. (2025). Empowering customer service with generative AI: Enhancing agent performance while navigating challenges. Information Research, 30(iConf). https://doi.org/10.47989/ir30iconf47566

Costa-Climent, R., & Haftor, D. M. (2025). Harnessing artificial intelligence for value creation and capture: Strategic implications of the EU Artificial Intelligence Act within business model theory. Journal of Innovation, Entrepreneurship and Technology, 1(1). https://doi.org/10.65479/joinetech.12

Davenport, T. H. (2021). Enterprise adoption and management of artificial intelligence. Management and Business Review, 1(1), 25–32. https://doi.org/10.1177/2694105820210101025

Deloitte. (2024). State of AI in the enterprise (6th ed.). Deloitte Insights. https://www.deloitte.com/us/en/what-we-do/capabilities/applied-artificial-intelligence/content/state-of-ai-in-the-enterprise.html

Dubey, V. (2026). Generative AI in the workplace: A systematic review of productivity effects, employment perceptions, and job insecurity. International Journal of Research and Innovation in Social Science, 10(3). https://doi.org/10.47772/ijriss.2026.100300327

European Commission. (2024). Regulatory framework on artificial intelligence (AI Act). https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/policies/regulatory-framework-ai

Ferraro, C., Demsar, V., Sands, S., Restrepo, M., & Campbell, C. (2024). The paradoxes of generative AI-enabled customer service: A guide for managers. Business Horizons, 67(5), 549–559. https://doi.org/10.1016/j.bushor.2024.04.013

Figura, M., Juracka, D., & Imppola, J. (2025). From idea to impact: The role of artificial intelligence in the transformation of business models. Management Dynamics in the Knowledge Economy, 13(2). https://doi.org/10.2478/mdke-2025-0008

Högemann, M., Hein, L., Britsche, J.-O., & Thomas, O. (2025). Technostress and generative AI in the workplace: A qualitative analysis of young professionals. Frontiers in Artificial Intelligence, 8. https://doi.org/10.3389/frai.2025.1728881

Hosen, M., Minto, A., & Gomes, S. (2025). The strategic imperative: Leveraging artificial intelligence for competitive advantage in the modern business landscape. International Journal for Multidisciplinary Research, 7(5). https://doi.org/10.36948/ijfmr.2025.v07i05.58244

Hossain, Z., Hossain, I. S., Kabir, M. F., Rahman, A., Gharami, A. K., Sumi, S. S., & Ahamed, A. (2025). Implementing explainable AI to enhance business decision making and bridging the trust gap. In Proceedings of the 2025 International Conference on Artificial Intelligence in Information and Communication (ICAIIC). IEEE. https://doi.org/10.1109/ICAIIC64266.2025.10920756

Ikart, E. (2025). Strategic alignment of artificial intelligence capabilities with business strategy and value creation: A systematic literature review from an information systems perspective. Journal of Engineering Management and Competitiveness. Advance online publication. https://doi.org/10.5937/jemc2600004i

Khan, S., Munir, S., Rizvi, J., & Shaukat, N. A. (2024). The influence of artificial intelligence on business value in digital strategy: A comprehensive literature review. Scientific Journal of Applied Research and Review, 5(1). https://doi.org/10.55966/sjarr.2024.5.1.0073

Ma, J., Shang, Y., & Liang, Z. (2025). Digital transformation, artificial intelligence and enterprise innovation performance. Finance Research Letters, 75, Article 107190. https://doi.org/10.1016/j.frl.2025.107190

Madabhushini, I. (2025). Explainable AI (XAI) in business intelligence: Enhancing trust and transparency in enterprise analytics. The American Journal of Engineering and Technology, 7(8), 9–17. https://doi.org/10.37547/tajet/volume07issue08-02

McKinsey & Company. (2025a). Superagency in the workplace: Empowering people to unlock AI's full potential at work. https://www.mckinsey.com/capabilities/tech-and-ai/our-insights/superagency-in-the-workplace-empowering-people-to-unlock-ais-full-potential-at-work

McKinsey & Company. (2025b). The state of AI: How organizations are rewiring to capture value. https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai

National Institute of Standards and Technology. (2023). Artificial intelligence risk management framework (AI RMF 1.0). U.S. Department of Commerce. https://www.nist.gov/itl/ai-risk-management-framework

Nguyen, M., Trinh, N., Mehrotra, A., & Basahel, S. (2025). Generative AI in the workplace: How employee experiences influence work outcomes? Journal of Enterprise Information Management, 38(5), 1647–1670. https://doi.org/10.1108/jeim-11-2024-0637

Palavali, V. R. (2025). Artificial intelligence in supply chain analytics: Business value creation, adoption barriers, and managerial implications. Global Business and Economics Journal. Advance online publication. https://doi.org/10.70924/f83n6wqz/gm1vvkkr

Parekh, P. K., & Shetty, S. D. (2025). Detecting and mitigating algorithmic bias in automated hiring systems using fairness constraints. In Proceedings of the 2025 International Conference on Modelling, Simulation and Intelligent Computing (MoSICom). IEEE. https://doi.org/10.1109/MoSICom67153.2025.11398221

Stanford Institute for Human-Centered Artificial Intelligence. (2025). Artificial intelligence index report 2025. Stanford University. https://hai.stanford.edu/ai-index/2025-ai-index-report

Sullivan, G., & Richardson, T. S. (2025). Ethical considerations in AI: Bias mitigation and fairness in algorithmic decision making. International Journal of Advanced Computer Technology and Engineering, 12(2). https://doi.org/10.65521/ijacte.v12i2.112

Volodin, B. B., & Dovtayev, S. A. S. (2025). Integrating artificial intelligence into business processes: From efficiency to strategic advantage. Ekonomika i upravlenie, (12). https://doi.org/10.36871/ek.up.p.r.2025.12.14.024

World Economic Forum. (2025). The future of jobs report 2025. https://www.weforum.org/publications/the-future-of-jobs-report-2025/

Yuan, Z., Jiang, G., & Xu, L. (2025). Generative artificial intelligence and data governance: Challenges and frameworks in enterprise applications. In Proceedings of the 2025 International Conference on Artificial Intelligence and Big Data (ICAIBD). IEEE. https://doi.org/10.1109/ICAIBD64986.2025.11081956

ДИГИТАЛИЗАЦИЯ НА ДОКУМЕНТООБОРОТА В ЗЕМЕДЕЛСКИТЕ КООПЕРАЦИИ

докторант Атанас Атанасов[1]

Резюме: *Докладът изследва възможностите за приложение на изкуствения интелект в земеделските кооперации. Към настоящия момент вниманието се насочва към дигитализацията и автоматизацията на договорните и финансовите процеси. Разглеждат се два вида договори - за аренда и за наем. Въз основа на тях се предлага концептуален модел на тримодулна система, базирана на изкуствен интелект: за генериране на договори, за изчисляване на рентата и за автоматизирано нареждане на банковите плащания. Анализирани са очакваните ползи и предизвикателствата при внедряването в българския аграрен сектор.*

Ключови думи: *изкуствен интелект, дигитализация, автоматизация, земеделски кооперации, договори*

JEL: Q13, Q15, Q16

DIGITALISATION OF DOCUMENT WORKFLOW IN AGRICULTURAL COOPERATIVES

PhD student Atanas Atanasov

Abstract: *The paper explores the opportunities for applying artificial intelligence in agricultural cooperatives. At present, attention is focused on the digitalisation and automation of contractual and financial processes. Two types of contracts are examined - agricultural lease and rental contracts. Based on them, a conceptual model of a three-module system based on artificial intelligence is proposed: for contract generation, rent calculation, and automated execution of bank payments. The expected benefits and implementation challenges within the Bulgarian agrarian sector are analysed.*

Key words: *artificial intelligence, digitalization, automation, agricultural cooperatives, contracts*

JEL: Q13, Q15, Q16

1. Въведение

Земеделските кооперации в България функционират в среда на изключително раздробена поземлена собственост. Преобладаващата част от поземлените имоти са с малки размери, а обработваемата площ на една кооперация традиционно се формира от имотите на стотици физически лица и техните сънаследници (Министерство на земеделието и храните, 2024; Swinnen & Vranken, 2010). Резултатът е, че кооперацията едновременно

[1] e-mail: aiansko@abv.bg, Стопанска Академия „Д. А. Ценов“ - Свищов

администрира множество договори, обвързани с различна площ на имотите, индивидуални срокове и банкови сметки на всеки собственик.

Взаимоотношенията между кооперациите и наемодателите се уреждат чрез два вида договори, различаващи се по срок, правна рамка и съдържание - договори за аренда и договори за наем. Традиционното управление на тази документация разчита предимно на електронни таблици в Excel, ръчно съставяне на договори и индивидуални банкови преводи. Този подход обаче е изключително трудоемък и крие висок риск от технически грешки (Bashev, 2021). Пропуснато подновяване на договор, грешно изчислена рента или забавено плащане могат да доведат до правни спорове и загуба на наети площи.

Настоящият доклад си поставя за цел да предложи концептуален модел за автоматизация на документооборота и плащанията в земеделските кооперации чрез използване на изкуствен интелект. Моделът обхваща три ключови направления: генериране на договори; прецизно изчисляване на рентата и автоматизирано нареждане на банковите преводи. Изграждането на концептуалния модел изисква да се изяснят правните специфики на двата основни вида договори - за аренда и за наем.

2. Правна рамка и специфика на договорите за ползване на земеделска земя

Двата основни вида договори, които земеделските кооперации сключват за ползване на земеделска земя, са договорът за аренда и договорът за наем. Всеки от тях има самостоятелна нормативна уредба, поражда различни права и задължения и се отличава по своя срок, формата за действителност и реда за вписване. Тези различия определят конкретните правила и ограничения, които следва да се заложат в предлагания концептуален модел.

2.1. Договор за аренда

Договорът за аренда се урежда от Закона за арендата в земеделието (ЗАЗ; обн., ДВ, бр. 82 от 1996 г., посл. изм. и доп., бр. 102 от 2022 г.). Той се прилага при дългосрочно предоставяне на земеделска земя за ползване срещу арендно плащане, което се извършва в уговорения между страните вид - в пари и/или в земеделска продукция. Минималният срок е пет стопански години, като в практиката кооперациите масово сключват договори за десет или повече години. Законодателството изисква писмена форма с нотариална заверка на подписите, вписване в Службата по вписванията и регистрация в съответната Общинска служба по земеделие.

Дългосрочният характер на арендните отношения осигурява стабилност и предвидимост за двете страни. Арендодателите получават гарантиран доход за продължителен период, а кооперацията може спокойно да планира сеитбооборота и инвестициите си. Поради по-строгите процедури и дългия срок на действие, автоматизираното изготвяне и проследяване на тези договори спестява значителен административен труд и предотвратява пропуски при подновяването им.

2.2. Договор за наем

Договорът за наем на земеделска земя се урежда от Закона за задълженията и договорите (ЗЗД; обн., ДВ, бр. 275 от 1950 г., посл. изм. и доп., бр. 11 от 2023 г.). В практиката на кооперациите той се сключва за срок от една стопанска година, а плащането се извършва в пари или в земеделска продукция. Договорът се сключва в обикновена писмена форма без нотариална заверка и вписване в Службата по вписванията, като задължително се регистрира в Общинската служба по земеделие. Този тип договори се предпочита от собственици, които търсят по-висока доходност и възможност за ежегодно предоговаряне на цената или смяна на наемателя, както и при предстояща продажба на имота. За кооперацията краткосрочният наем е компромисно решение. Той осигурява комасиране на площите за текущия сезон, но носи постоянен риск от загуба на масиви и налага ежегоден административен труд по преподписване на документите.

Таблица 1. Сравнителни характеристики на договорите за аренда и за наем на земеделска земя

Критерии	**Договор за аренда**	**Договор за наем**
Правна уредба	Закон за арендата в земеделието	Закон за задълженията и договорите
Минимален срок	5 стопански години	Няма нормативен минимум - в практиката 1 стопанска година
Форма	Писмена с нотариална заверка на подписите	Обикновена писмена
Вписване и регистрация	Служба по вписванията и Общинска служба по земеделие	Общинска служба по земеделие
Плащане	В пари и/или в земеделска продукция.	В пари и/или в земеделска продукция.
Приложение	Дългосрочно ползване	Краткосрочно ползване

Източник: Авторска разработка въз основа на Закона за арендата в земеделието и Закона за задълженията и договорите

3. Концептуален модел на интегрирана система за документооборот в земеделската кооперация, базирана на изкуствен интелект

Предлаганият концептуален модел се основава на единна информационна среда. Тя обединява кадастралните и технически данни за поземлените имоти, правния статус на собствениците и параметрите по сключените договори. Върху тази основа се обособяват три основни модула:

3.1. Модул за автоматично генериране на договори и контрол на сроковете

Модулът автоматизира изготвянето на договорната документация (Choi, Hickman, Monahan, & Schwarcz, 2023). В зависимост от договорения срок системата избира съответната правна форма - аренда или наем. Данните за титулярите и поземлените имоти се зареждат автоматично в съответния типов образец. При дългосрочно ползване се генерира договор за аренда съгласно ЗАЗ с всички нормативно изискуеми реквизити, а при краткосрочно ползване - договор за наем по реда на ЗЗД.

Системата извършва непрекъснат мониторинг на действащите договори. Тя изпраща автоматични известия до административно-управленския персонал на кооперацията 90, 60 и 30 дни преди изтичане на съответната стопанска година. При изтичащ договор за наем се формира напомняне за своевременен контакт със собственика - относно преминаване към дългосрочна аренда, подновяване на наемните отношения или окончателно прекратяване на договорните отношения.

3.2. Модул за изчисляване на дължима рента

Вторият модул автоматизира изчисляването на рентата, като умножава договорената сума на декар по притежаваната площ и сумира задълженията към собственици с няколко имота. Например за собственик с три имота от 8, 12 и 5 дка при договорена рента от 45 евро/дка, системата автоматично калкулира общо 1 125 евро. При договорено плащане в натура модулът изчислява полагащото се количество продукция в килограми за раздаване от склада.

Изкуственият интелект изпълнява контролна функция за засичане на технически и счетоводни грешки. Системата автоматично следи за появата на аномалии преди одобряването на ведомостите. Тя засича дублирано начисляване на площи, разминавания между договорената рента на декар и крайната сума или неволно разменени цифри. При открито несъответствие модулът веднага сигнализира на счетоводството за допълнителна проверка.

3.3. Модул за автоматично нареждане на плащания

Третият модул автоматизира банковите преводи към собствениците на земя. След като ръководството на кооперацията потвърди изчислените суми, системата генерира файл за масов превод в стандартизиран банков формат (XML/ISO 20022). Пакетът съдържа индивидуалните плащания към сметката на всеки собственик с точната сума и съответното основание. Файлът се зарежда директно в онлайн банкирането на кооперацията и се нарежда с еднократно електронно подписване, вместо да се въвеждат стотици отделни платежни нареждания.

Модулът осигурява и автоматизирана обратна връзка. При нареждане на превода системата изпраща уведомление по електронна поща до получателя. В него се съдържа кратка справка за преведената сума, стопанската година, за която се отнася плащането, и съответните поземлени имоти.

4. Очаквани ползи и предизвикателства при внедряването

Внедряването на описаната система носи преки практически ползи за кооперацията в три основни направления:

- **Административно направление**: Автоматизираното генериране на договорна документация и масови плащания освобождава значителен административен ресурс, което спестява стотици часове ръчен труд при подготовката на кампанията (Schimmelpfennig, 2016);
- **Финансово-правно направление**: Минимизират се рисковете от технически и счетоводни грешки при начисляването на рентите. Същевременно се предотвратяват потенциални правни спорове, породени от пропуснати срокове или забавени преводи;
- **Управленско направление:** Изградената единна информационна среда осигурява на ръководството ясна представа за правния статут на обработваемите площи в реално време (European Commission, 2023).

Наред с ползите процесът по внедряване поставя и конкретни практически предизвикателства.

На първо място, системата изисква изключителна прецизност при първоначалното въвеждане на данните за кадастралните идентификатори, идеалните части и банковите сметки, което налага цялостна предварителна ревизия на наличния архив.

На второ място, необходимо е изграждане на дигитални умения и обучение на персонала за ефективно адаптиране към дигиталната информационна среда (Atzori, Vayssieres, Ledda, & Marrosu, 2022).

На трето място, обработката и съхранението на чувствителна информация в единната информационна среда изисква въвеждането на строги технически и организационни мерки за сигурност съгласно изискванията на Регламент (ЕС) 2016/679 (GDPR).

5. Заключение

Дигитализацията чрез изкуствен интелект предлага работещо решение за земеделските кооперации. Тя оптимизира един от най-тежките административни процеси, а именно администрирането на договорните и финансовите отношения със собствениците на земя. Успешното практическо прилагане на модела изисква стриктно отчитане на правните специфики при ползването на земята. Това налага ясно разграничаване между дългосрочните договори за аренда по ЗАЗ и краткосрочните договори за наем по ЗЗД.

Предлаганият концептуален модел обединява три взаимосвързани модула - за генериране на договори, изчисляване на дължимата рента и автоматизиране на банковите плащания. Той очертава възможностите за значително оптимизиране на разходите за труд и елиминиране на техническите грешки. Практическото му прилагане изисква качествена първоначална ревизия на наличната документация и данните за собствениците, както и обучение на персонала. Ключов фактор остава и стриктното спазване на нормативните изисквания за защита на личните данни.

На следващ етап авторът си поставя за цел да проведе емпирично проучване чрез анкетиране на земеделски кооперации. Това ще позволи да се анализират актуалните административни затруднения и готовността на стопанствата да приложат предложения модел.

Използвани източници:

Закон за арендата в земеделието. Обн., ДВ, бр. 82 от 27.09.1996 г., посл. изм. и доп., ДВ, бр. 102 от 23.12.2022 г.

Закон за задълженията и договорите. (1950). Обн., ДВ, бр. 275 от 22.11.1950 г., посл. изм. и доп., ДВ, бр. 11 от 02.02.2023 г.

Министерство на земеделието и храните. (2024). *Годишен доклад за състоянието и развитието на земеделието - Аграрен доклад 2024.* София: МЗХ.

Atzori, A. S., Vayssieres, J., Ledda, L., & Marrosu, R. (2022). Smart farming and digital transformation: Challenges and opportunities for sustainable agriculture. *Agronomy, 12*, стр. 2398.

Bashev, H. (2021). Agrarian sustainability - governance and assessment. *Economics of Agriculture, 68*(2), стр. 3-28.

Choi, J. H., Hickman, K. E., Monahan, A., & Schwarcz, D. (2023). ChatGPT goes to law school. *Journal of Legal Education, 71*, стр. 387-400.

European Commission. (2023). *EU Agricultural Outlook 2023-2035.* Brussels: DG Agriculture and Rural Development.

Schimmelpfennig, D. (2016). *Farm profits and adoption of precision agriculture in the United States.* Washington, D.C.: USDA Economic Research Service, ERR-217.

Swinnen, J., & Vranken, L. (2010). Reforms and agricultural productivity in Central and Eastern Europe and Former Soviet Union countries. *Journal of Productivity Analysis, 33*, стр. 241-258.

ТЕХНОЛОГИЧЕН ПОТЕНЦИАЛ И НАУЧНО-ПРИЛОЖНИ ПРЕДИМСТВА НА ГОЛЕМИТЕ ЕЗИКОВИ МОДЕЛИ ПРИ АВТОМАТИЗИРАНАТА ОБРАБОТКА НА ФИНАНСОВИ ДОКУМЕНТИ

Докторант Диян Николаев[1]

Резюме: *Трудът анализира ролята на големите езикови модели (LLMs) при автоматизираното извличане на финансови данни. Разглежда се преходът от правила към семантичен контекст с фокус върху zero-shot и few-shot обучението, многоезичната поддръжка и генерирането на структуриран изход (JSON/XML) за корпоративна интеграция.*

Ключови думи: *Големи езикови модели (LLMs), финансови документи, автоматизирано извличане на данни, семантичен контекст, zero-shot и few-shot обучение*

JEL: C88, M15, M41, O33

TECHNOLOGICAL POTENTIAL AND APPLIED ADVANTAGES OF LARGE LANGUAGE MODELS IN AUTOMATED FINANCIAL DOCUMENT PROCESSING

Doctoral student Diyan Nikolaev

Abstract: *The paper analyzes the role of Large Language Models (LLMs) in automated financial data extraction. It examines the transition from rule-based systems to semantic context-driven approaches, focusing on zero-shot and few-shot learning, multilingual support, and the generation of structured output (JSON/XML) for enterprise integration.*

Key words*: Large Language Models (LLMs), financial documents, automated data extraction, semantic context, zero-shot and few-shot learning*

JEL: C88, M15, M41, O33

1. Въведение

Въпреки широкото разпространение на интелигентната обработка на документи, традиционните системи, базирани на оптично разпознаване на символи (OCR) и твърди шаблони, проявяват съществена уязвимост при високата структурна вариативност на финансовия документооборот. Основният научно-приложен проблем се изразява в компрометираната устойчивост на екстракцията при поява на нови формати на фактури, банкови извлечения или кредитни известия, което налага непрекъснати разходи за ръчна конфигурация и софтуерна поддръжка. Появата на големите езикови модели (LLMs) осигурява качествено нова парадигма, преминаваща от ге-

[1] d.nikolaev@uni-svishtov.bg, СА „Д. А. Ценов“ Свищов

ометрия и позиционни координати към цялостно семантично разбиране на счетоводното съдържание.

Настоящият доклад анализира технологичния потенциал на езиковите модели за автоматизирано извличане на ключови счетоводни атрибути от неструктурирани и хетерогенни финансови документи, обхващайки механизма на контекстуалната екстракция, мултилингвалната съвместимост и директното нормализиране на данните в машиночетими схеми. Основната цел на разработката е да изведе и оцени научно-приложните предимства на LLM архитектурите спрямо конвенционалните шаблонни подходи, очертавайки техния капацитет за оптимизация на бизнес процесите, заедно с оперативните изисквания за надеждност и конфиденциалност при интеграция в корпоративни ERP системи.

2. Контекстуално моделиране и адаптивна инференция чрез Zero-Shot и Few-Shot екстракция

Основното предимство на големите езикови модели пред традиционните системи се корени в способността им да разбират семантичното значение на текста в съответствие с неговия контекст (Brown, и др., 2020). Това позволява надеждно разграничение между счетоводни реквизити със сходна номенклатура и синтактична форма, но с коренно различно финансово предназначение. Стандартните регулярни изрази (Regex) засичат само формата на датата, затова лесно допускат грешки, когато във финансовите документи има няколко последователни дати. За разлика от тях, езиковият модел диференцира съдържателния контекст на времевите атрибути, категорично разграничавайки датата на издаване, датата на данъчното събитие (определяща възникването на данъчния кредит) и крайния срок за плащане (падеж), дори когато те са разположени в общ блок или са обозначени с нестандартни съкращения. По аналогичен начин при стойностните параметри в сложни трансакции моделът интерпретира счетоводната взаимовръзка между данъчна основа, размер на ДДС, търговски отстъпки, приспаднати авансови плащания и крайна нетна сума за разплащане. Докато конвенционалните шаблони, търсещи максимална числова стойност или маркери като „Общо“, често грешно извличат брутната стойност на сделката, LLM проследява цялостната счетоводна логика и семантичните зависимости в документа, осигурявайки точната сума за погасяване и минимизирайки риска от грешно първично осчетоводяване.

За разлика от конвенционалните OCR системи, които разчитат на позиционни координати и предефинирани етикети, големите езикови модели използват архитектурата на трансформера (Transformer) и механизма на самовниманието (self-attention), които изчисляват динамични релационни тегла между всички думи в даден документ едновременно, позволявайки

на модела да улавя дълбоки контекстуални зависимости и да интегрира семантична информация от множество нива на езиковата структура (Ashish Vaswani, 2017).

Конвенционалните подходи за извличане на данни изискват предварително дефиниране на шаблони за всеки нов формат на документ, което компрометира тяхната устойчивост при структурни промени или при въвеждане на нови доставчици, което изисква допълнителни разходи.

Практическото прилагане на езиковите модели при финансовата обработка се реализира чрез два основни инференционни режима, всеки от които притежава специфични научно-приложни предимства и оперативни ограничения:

При **zero-shot инференцията** моделът извлича целевите финансови атрибути от напълно непознати оформления без предварително подготвяне, опирайки се на генерализираната си семантична представа за структурата на бизнес документите. Основното предимство на този подход е максималната оперативна скорост при внедряване и нулевият разход за подготвителна анотация на данни. Въпреки това, приложимостта на zero-shot режима е ограничена предимно до стандартни, повтарящи се първични документи (като унифицирани фактури за комунални услуги или типизирани разходни квитанции). Негово съществено ограничение във финансовия сектор е уязвимостта към халюцинации при сложни реквизити и нестабилното форматиране на специализирани номенклатури (напр. смесване на локални банкови кодове, нетипични данъчни класификатори или многоезични описания на артикули).

От своя страна, **few-shot инференцията** компенсира тези дефицити, като контекстуализира модела чрез предоставянето на минимален брой референтни примери (обикновено между 3 и 5) директно в самата подкана (prompt). Предимството на този подход спрямо конвенционалното машинно обучение се изразява в изключителната гъвкавост без необходимост от дообучаване (fine-tuning) на невронната мрежа или генериране на мащабни анотирани масиви (Brown et al., 2020). Few-shot инференцията е приложима именно при силно хетерогенни или юридически специфични финансови форми – като многостранични лизингови договори, банкови извлечения с преплетени вальорни дати и такси, или специфични международни митнически декларации, където е задължително изходната схема да следва строг вътрешнофирмен счетоводен стандарт. Като основни ограничения на few-shot подхода обаче се очертават нарастващата консумация на контекстния прозорец (context window), по-високата изчислителна латентност и повишената цена на обработка на документ поради транслирането на референтните примери при всяка заявка.

Тази гъвкавост оптимизира операционната ефективност, особено при малки и средни предприятия (МСП), характеризиращи се с множество и различни контрагенти и дефицит на ресурс за поддръжка на сложна ИТ

инфраструктура. Този ефект намира емпирично измерение чрез три ключови групи показатели: времеви параметри, изразяващи се в съкращаване на времето за обработка на документ (cycle time) и елиминиране на забавянето при първоначална интеграция на нов контрагент (onboarding time) от дни до минути; преки финансови разходи, оценени чрез стойността на трансакция (cost-per-invoice), намаляването на разходите за специализиран външен софтуерен инженеринг и редуцирането на часовете за ръчен контрол от счетоводния персонал; както и качествени метрики за надеждност, измервани чрез дял на автоматично преминаване без човешка намеса (straight-through processing rate – STP) и спад в процента на допусканите счетоводни грешки при ръчно въвеждане (error rate).

3. Сравнителен анализ между конвенционалните OCR системи и архитектурите, базирани на LLM

За да се очертае мащабът на технологичния преход при автоматизацията на финансовия документооборот, е необходимо съпоставянето на утвърдените конвенционални методи със съвременните подходи, използващи големи езикови модели. Таблица 1 систематизира фундаменталните различия между традиционните системи за оптично разпознаване на символи (OCR), комбинирани с шаблонни правила, и архитектурите, базирани на генеративен изкуствен интелект, по пет ключови технологични и оперативни критерия.

Таблица 1. Сравнителен анализ на традиционния OCR подход и системи, базирани на LLM

Критерий за оценка	**Традиционни OCR / шаблонни системи**	**Системи, базирани на LLM**
Принцип на екстракция	Геометрични координати и регулярни изрази	Семантичен контекст и векторизирано представяне
Устойчивост на структурни промени	Ниска (промяна в дизайна компрометира екстракцията)	Висока (структурната вариативност не влияе на модела)
Изисквания към обема данни	Необходими са хиляди анотирани документи за обучение	Нулеви или минимални (*zero-shot* / *few-shot*)
Многоезична съвместимост	Изисква специализирани езикови пакети и речници	Нативна поддръжка на крослингвистични корпуси
Степен на автоматизация на изхода	Изисква допълнителни ETL скриптове за структуриране	Директен детерминистичен изход (напр. валидиран JSON)

Източник: Изработена от автора въз основа на сравнителен анализ на съществуващи софтуерни решения.

Данните от таблицата илюстрират фундаментална разлика в архитектурната философия на двете технологии. Докато традиционните решения

третират документа като двуизмерна координатна равнина, при която всяко отместване на текстовите блокове компрометира процеса на четене, езиковите модели интерпретират съдържанието като взаимосвързана семантична структура. Това обяснява драстичната разлика в устойчивостта спрямо структурни модификации – при поява на нов визуален дизайн класическите OCR системи изискват ръчно преконфигуриране на шаблоните, докато LLMs запазват точността си благодарение на контекстуалното обобщение.

Същевременно икономическият ефект от внедряването става видим при съпоставката на изискванията за подготвителни данни и степента на крайна автоматизация. Традиционното машинно обучение изисква значителен предварителен капиталов и времеви разход за анотиране на мащабни корпуси, както и поддръжка на сложни ETL тръбопроводи (pipelines) за валидиране на разпознатия текст. За разлика от него, способността на съвременните езикови модели директно да генерират синтактично валиден и структуриран машиночетим изход (JSON/XML) елиминира междинните слоеве на обработка, намалява зависимостта от специализиран инженерен ресурс и осигурява безпроблемна интеграция в корпоративните счетоводни бази данни.

4. Крос-лингвистична нормализация и детерминистична системна интеграция

Крос-лингвистичната архитектура на съвременните езикови модели представлява ключово предимство при оптимизацията на глобализираните вериги за доставки и международния стокооборот. Обучението на моделите върху мащабни многоезични корпуси им позволява да извършват директна семантична екстракция независимо от езика на входящата първична документация, елиминирайки необходимостта от поддръжка на локализирани софтуерни модули или предхождащи процедури за машинен превод (Xu, et al., 2021). Моделът автономно идентифицира езиковия слой и извлича счетоводните атрибути, като едновременно с това постига висока надеждност както при латински, така и при нелатински писмени системи (например кирилица или гръцка азбука).

От приложна и инженерна гледна точка, същинската стойност на тази мултилингвална способност се разгръща при нейното обвързване с детерминистичното структуриране на крайния изход. Докато конвенционалните OCR системи генерират суров, многоезичен текст, изискващ сложни допълнителни ETL (Extract, Transform, Load) скриптове за синтактичен анализ и конвертиране, LLMs съвместяват превода, контекстуалното разбиране и структурната нормализация в един-единствен инференционен цикъл. Чрез прецизно проектиране на подканите (prompt engineering) и механизми за принудително структурирано генериране (Structured Outputs /

JSON mode), моделът директно трансформира разнородната чуждоезична фактура в унифициран машиночетим формат (като JSON или XML), строго съответстващ на релационната схема на корпоративната ERP или Data Warehouse среда. В рамките на този процес автоматично се стандартизират времевите формати (ISO 8601), валутните кодове (ISO 4217), данъчните ставки и сложните таблични реквизити с множество номенклатурни редове. Емпиричните данни като (Huang & Hsieh, 2025) и (Gupta, и др., 2026) сочат, че подобна синергия между крос-лингвистична семантика и детерминистичен синтаксис редуцира времето за обработка и архитектурната сложност на ETL процесите с до 80%, гарантирайки безпроблемен транзит на данни от първичния документ към счетоводния баланс.

5. Ограничения и предизвикателства при внедряването на LLM във финансовия сектор

Въпреки безспорните научно-приложни предимства на големите езикови модели, тяхната интеграция в реални счетоводни и корпоративни процеси е съпроводена със специфични технологични и оперативни предизвикателства, изискващи строго регламентирани компенсаторни механизми.

На първо място се откроява проблемът със стохастичния характер на моделите и риска от поява на халюцинации – генериране на несъществуващи, но правдоподобно звучащи числови стойности, реквизити или контрагенти. Докато в хуманитарните приложения вариативността на изхода е допустима или дори желана, във финансово-счетоводната отчетност всяко отклонение от реалните първични данни води до компрометиране на счетоводния баланс и данъчното съответствие. Поради това автономното функциониране на езиковите модели е неприемливо без внедряването на архитектури за детерминистична верификация, като например математическо съпоставяне на извлечените стойности (проверка за равенство между данъчна основа, ДДС и крайна сума) и софтуерни филтри за проверка спрямо фирмения сметкоплан.

На второ място критичен фактор остава информационната сигурност, поверителността и защитата на личните данни (GDPR). Финансовият документооборот съдържа чувствителна търговска информация, банкови сметки, идентификационни номера на фирми и физически лица, както и договорени ценови отстъпки. Предаването на тези масиви към външни, базирани в облака комерсиални модели поражда сериозни рискове от изтичане на данни или нарушение на регулаторната рамка (включително изискванията на Европейския акт за изкуствения интелект – EU AI Act). Преодоляването на тази бариера изисква либо предварителна онимизация и маскиране на чувствителните атрибути преди изпращане, либо разгръщане

на локално хоствани, отворени езикови модели в защитена вътрешнокорпоративна инфраструктура (on-premise), което от своя страна поставя изисквания за специализиран хардуерен капацитет.

Не на последно място следва да се отчетат изчислителната латентност и динамиката на оперативните разходи. За разлика от класическия OCR, който обработва страници в рамките на милисекунди срещу минимален изчислителен ресурс, инференцията при големите езикови модели се характеризира със значително време за обработка на заявка и модел на таксуване, обвързан с обема на обработените входни и изходни токени. При мащабен документооборот с десетки хиляди фактури месечно, цената на обработка през външни API интерфейси може да надхвърли икономическата полза от спестения човешки труд. Ето защо съвременният научно-приложен консенсус се ориентира към изграждането на хибридни архитектури, при които леките алгоритми филтрират и сегментират документите, а LLM ресурсите се активират целенасочено само за най-комплексните и силно вариативни финансови форми.

6. Заключение

Настоящото изследване очертава качествената промяна в парадигмата на автоматизираната финансова обработка, породена от навлизането на големите езикови модели. Високата приложна ефективност на тези архитектури намира категорично потвърждение в актуалните емпирични изследвания в областта. По-конкретно, експерименталното проучване на Гомес и Санчес (Gómez & Sánchez, 2026), посветено на екстракцията на данни от полуструктурирани фактури за електроенергия, доказва, че модели с общо предназначение (като Gemini 1.5 Pro и Mistral-small) постигат F1-резултат от 97,61% без необходимост от ресурсоемко фино дообучаване (fine-tuning). Техните резултати категорично показват, че прецизното структуриране на подканите (prompt engineering) и few-shot обучението имат несравнимо по-голямо значение за преодоляването на високата структурна ентропия в документите, отколкото класическата настройка на моделните параметри.

Въз основа на извършения теоретичен анализ и синтеза на емпиричните данни могат да бъдат изведени няколко основни обобщения и авторски извода.

На първо място, преходът от координатен OCR анализ към дълбока семантична интерпретация трансформира финансовата автоматизация от скъпоструващ инженерен процес по поддръжка на твърди шаблони в динамична оркестрация на контекста. Това дефинира нов модел на устойчивост при обработката на хетерогенни финансови потоци, осигурявайки

равни конкурентни предимства както за големи корпорации, така и за малки и средни предприятия.

На второ място, интеграцията на директно структурирано генериране (JSON/XML) и мултилигвистичната съвместимост редуцира необходимостта от комплексни междинни архитектури за конвертиране (ETL), съкращавайки системния цикъл на валидация и отстранявайки географските и езиковите бариери в глобалните вериги за доставки.

Използвани източници

Ashish Vaswani, N. S. (2017). Attention Is All You Need. *Advances in Neural Information Processing Systems, XXX*, 5998–6008. doi:10.48550/arXiv.1706.03762

Brown, T. B., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J., Dhariwal, P., . . . Ziegler, D. M. (2020). Language Models are Few-Shot Learners. *Advances in Neural Information Processing Systems, XXXIII*, 1877-1901. doi:10.48550/arXiv.2005.14165

Gómez, J., & Sánchez, J. (2026). Information Extraction from Electricity Invoices with General-Purpose Large Language Models. *arXiv*. doi:10.48550/arXiv.2604.25927

Gupta, N., Gschwind, T., Chakraborty, S., Mehta, S., Tyler, T., Sisodia, S., & Clermont, B. (2026). From Natural Language to Executable ETL Flows: The IBM DataStage Assistant. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, XL*(47), 39949-39957. doi:10.1609/aaai.v40i47.41429

Huang, C.-P., & Hsieh, S.-H. (2025). Neo4j-Powered Workflow for Lifecycle Carbon Management: The NTU Campus Case Study. *CIB Conferences, I*, 32. doi:10.7771/3067-4883.2108

Xu, Y., Lv, T., Cui, L., Wang, G., Lu, Y., Florencio, D., . . . Wei, F. (2021). Layoutxlm: Multimodal pre-training for multilingual visually-rich document understanding. *CoRR, abs/2104.08836*. doi:10.48550/arXiv.2104.08836

АДМИНИСТРАТИВНИТЕ ПРОЦЕСИ В ЛЕЧЕБНИТЕ ЗАВЕДЕНИЯ И НЕОБХОДИМОСТТА ОТ ТЯХНАТА ДИГИТАЛНА ТРАНСФОРМАЦИЯ

докторант Йоан Денев[1]

Резюме: *Докладът разглежда ролята на административните процеси в лечебните заведения и необходимостта от тяхната дигитална трансформация. Анализират се основни направления, очаквани ефекти и предизвикателства, свързани с използването на цифрови решения за повишаване на административната ефективност.*

Ключови думи: *административни процеси, лечебни заведения, дигитална трансформация, здравеопазване, цифрови технологии*

JEL: I10, M15, O33

ADMINISTRATIVE PROCESSES IN HEALTHCARE INSTITUTIONS AND THE NEED FOR THEIR DIGITAL TRANSFORMATION

PhD Student Yoan Denev

Abstract: *The paper examines administrative processes in healthcare institutions and the need for their digital transformation. It discusses key areas, expected effects and challenges related to the use of digital solutions for improving administrative efficiency.*

Key words: *administrative processes, healthcare institutions, digital transformation, healthcare, digital technologies*

JEL: I10, M15, O33

1. Въведение

Съвременното развитие на здравеопазването е все по-тясно свързано с използването на цифрови технологии и с промяната в начина, по който се създава, обработва и обменя информация. Това засяга не само медицинските услуги, но и организацията и управлението на лечебните заведения. Наред с основната медицинска дейност тяхното функциониране включва административни процеси, свързани с координацията между звената, документооборота, отчетността, информационния обмен и управлението на ресурсите.

Нарастващият обем на информацията и необходимостта от своевременното ѝ обработване поставят нови изисквания пред административната дейност. Дигиталната трансформация позволява съществуващите практики да бъдат преосмислени чрез по-ефективно използване на данните и цифровите технологии. В научната литература тя се разглежда не само като технологична промяна, а и във връзка с организационната ефективност, управленските решения и работните практики (Kraus et al., 2021; Dal Mas et al., 2023).

[1]joan.denev@gmail.com, Стопанска академия „Димитър А. Ценов“ – Свищов

Според Световната здравна организация развитието на цифровото здравеопазване се свързва с управлението на здравната информация, електронните здравни системи и използването на цифрови технологии и данни (World Health Organization Regional Office for Europe, 2024). Това налага трансформацията да се разглежда като комплексен процес, съобразен с конкретните потребности и готовността на лечебните заведения за промяна.

Целта на настоящия доклад е да се изследват основните характеристики на административните процеси в лечебните заведения и да се обоснове необходимостта от тяхната дигитална трансформация, като се открояят основните направления, очакваните ефекти и предизвикателствата.

2. Административни процеси в лечебните заведения – същност и основни характеристики

2.1. Същност и значение на административните процеси

Функционирането на лечебното заведение представлява съвкупност от взаимосвързани медицински, административни и управленски дейности. Медицинската дейност има водещо значение, но нейното осъществяване е пряко свързано с добре организирана административна среда, която осигурява координация, движение на информацията и управление на ресурсите.

В научната литература административните процеси се разграничават от клиничните според характера на дейностите. Клиничните са непосредствено свързани със здравното състояние и медицинското обслужване на пациента, докато административните включват дейности, необходими за функционирането на лечебното заведение, например регистрация на пациенти, управление на наличности и отношения с доставчици (De Ramón Fernández et al., 2020). На практика двата вида процеси са взаимно свързани.

Административните процеси могат да бъдат разглеждани като система от информационни, документални, материални и управленски потоци, в които участват различни структурни звена. Изследванията поставят организационната ефективност, управленските аспекти и работните практики сред направленията, върху които цифровите технологии могат да въздействат (Kraus et al., 2021).

Значението на тези процеси се проявява и в необходимостта от своевременно осигуряване на достоверна информация за планиране, контрол и управленски решения. Затова тяхното качество зависи не само от бързината на отделните операции, но и от наличността и използваемостта на информацията.

2.2. Основни направления на административната дейност

Административната дейност обхваща взаимосвързани процеси, свързани с ежедневното изпълнение на задачи, планирането, координацията и контрола. Сред основните направления са управлението на информацията

и документооборота, човешките, материалните и финансовите ресурси, организацията на обслужването и административната отчетност.

В лечебното заведение се обработва значителен обем информация за пациенти, персонал, ресурси, отчетност и взаимодействие с други организации. Здравните информационни системи имат важно място в тази среда, като развитието им е свързано със събирането, управлението и използването на здравна информация (World Health Organization Regional Office for Europe, 2024).

Управлението на ресурсите включва планиране, организация на работата, снабдяване и контрол. Към административната дейност се отнасят и регистрацията на пациенти, управлението на наличности и взаимодействието с доставчици (De Ramón Fernández et al., 2020). Административната отчетност от своя страна изисква създаване, съхраняване и предоставяне на информация за управленски, финансови и регулаторни цели.

Управлението на здравните данни е свързано с тяхната достъпност, качество, защита и възможност за надежден обмен и използване (OECD, 2022). Това показва, че административната дейност е взаимосвързана система, чието усъвършенстване зависи в значителна степен от организацията на информационните потоци.

За по-ясно систематизиране на разгледаните административни процеси в табл. 1 са обобщени основните направления на административната дейност, включените в тях дейности и възможните цифрови решения за тяхното подпомагане.

Таблица 1. Основни административни процеси и възможности за тяхната дигитализация

Административен процес	**Основни дейности**	**Възможни цифрови решения**
Управление на информацията и документооборота	Създаване, обработване, съхраняване и обмен на документи и информация	Електронен документооборот, електронни пациентски досиета, цифров архив
Организация на обслужването на пациентите	Регистрация на пациенти, записване и координация на обслужването	Електронна регистрация, системи за записване и управление на графици
Управление на човешките ресурси	Организация на работата, графици, информация за персонала	Информационни системи за управление на персонала, електронни графици
Управление на материалните ресурси	Управление на наличности, снабдяване и взаимодействие с доставчици	Системи за управление на наличности и електронно проследяване на доставки
Финансово управление и административна отчетност	Финансова отчетност, справки, предоставяне на информация за управленски и регулаторни цели	Счетоводни и финансови информационни системи, автоматизирано генериране на справки
Управление на здравните данни	Събиране, съхраняване, обмен, защита и използване на данни	Интегрирани здравни информационни системи, централизирани бази данни и механизми за обмен на данни

Източник: авторова систематизация въз основа на разгледаните административни процеси.

3. Необходимост от дигитална трансформация на административните процеси

3.1. Предпоставки и фактори за дигитална трансформация

Увеличаването на обема и разнообразието на информацията, необходимостта от своевременно изпълнение на административните задачи и подобрата координация между звената променят изискванията към организацията на административните процеси. При документооборота използването на хартиени документи и разпокъсаното съхранение на информация могат да затруднят нейното своевременно откриване и предоставяне. При организацията на обслужването и управлението на ресурсите ръчното изпълнение на повтарящи се операции създава предпоставки за забавяне и дублиране на дейности. Несвързаните информационни системи от своя страна ограничават обмена на данни между отделните звена и могат да доведат до повторно въвеждане на една и съща информация. Именно тези ограничения обуславят необходимостта от дигитална трансформация, насочена към електронен документооборот, автоматизиране на подходящи административни операции и интегриране на информационните системи.

Дигиталната трансформация не се свежда до замяната на хартиени документи с електронни или до въвеждането на отделни приложения. Тя предполага промяна в организацията на процесите, информационния обмен и използването на данните. Цифровите технологии могат да въздействат върху управленските и административните подпомагащи процеси, но успешното им внедряване зависи и от организационни фактори и компетентностите на служителите (Metro et al., 2024).

Важна предпоставка е свързаността между информационните системи. При ограничен обмен на данни възникват затруднения при повторното им използване и предоставянето им на различни звена. Оперативната съвместимост позволява на системите и участниците в здравеопазването да обменят и използват данни, поради което интеграцията на информационните ресурси е ключова за цифровата среда (OECD, 2026).

Необходимостта от трансформация намира отражение и в България, където електронното здравеопазване и дигитализацията на здравната система са обект на национална стратегия с хоризонт до 2030 г. (Министерство на здравеопазването, 2024).

Наличието на технология обаче не е достатъчно условие за успешна промяна. Сред бариерите пред използването на цифрови здравни решения са недостатъчната инфраструктура, липсата на подходящо обучение, ограниченията във времето, натовареността на персонала, както и правни, етични и технически фактори (World Health Organization Regional Office for Europe, 2025). Готовността на лечебното заведение следва да се оценява в технологичен, организационен и човешки аспект.

3.2. Основни направления на дигиталната трансформация

Основните направления на дигиталната трансформация включват електронен документооборот, интеграция на информационните системи, автоматизиране на повтарящи се операции и по-широко използване на данните за управленски цели.

Електронният документооборот променя начина, по който информацията се създава, съхранява и предоставя. Развитието на цифровото здравеопазване включва електронни здравни системи и други цифрови инструменти за управление на здравна информация (World Health Organization Regional Office for Europe, 2024).

Като практически пример за подобна трансформация може да се разгледа дигитализирането на съществуващата хартиена медицинска документация и нейното организиране в електронни пациентски досиета. Чрез сканиране, автоматизирано разпознаване и класифициране на документите те могат да бъдат свързвани със съответния пациент и съхранявани в централизирана електронна среда. Подобен подход позволява медицинската документация да бъде достъпна от оторизираните работни места в лечебното заведение и същевременно ограничава необходимостта от поддържане и физическо използване на хартиена картотека.

Интеграцията между системите е необходима, защото наличието на отделни цифрови решения не гарантира ефективен обмен. Оперативната съвместимост е свързана както с технологичната възможност за обмен на данни, така и с организационни и управленски условия за тяхното използване (OECD, 2026).

Повтарящите се процеси с ясно определена последователност могат да бъдат подходящи за частична автоматизация. Наред с това натрупваните данни могат да подпомагат проследяването на процесите, планирането на ресурсите и управленския анализ. Тяхното качество, достъпност и защита са основни елементи на съвременното управление на здравни данни (OECD, 2022).

4. Ефекти и предизвикателства пред дигиталната трансформация

4.1. Очаквани ефекти върху административната ефективност

Дигиталната трансформация може да промени начина, по който се организират административните процеси. Потенциалният ефект се изразява не само в по-бързо изпълнение на отделни операции, а и в по-добра координация, ограничаване на повтарящи се дейности и по-ефективно използване на информацията.

Kraus et al. (2021) свързват дигиталната трансформация с промени в организационните процеси, работните практики и оперативната ефектив-

ност на здравните организации. Структурираната, актуална и достъпна информация може да подпомага планирането, контрола, разпределението на ресурсите и управленските решения.

Наличието на цифрови системи обаче не означава автоматично намаляване на административната и документационната натовареност. Документационната тежест има различни измерения, свързани с времето за работа със системите, административните задачи, фрагментацията на работния процес, ефективността и използваемостта на цифровите решения (Murad et al., 2024). Следователно резултатите трябва да се оценяват спрямо конкретната организация и начина на внедряване.

Очакваните ефекти могат да бъдат разграничени според отделните административни процеси. При управлението на информацията и документооборота дигитализацията може да улесни достъпа, съхраняването и обмена на документи, а при организацията на обслужването – да подпомогне регистрацията, записването и координацията на дейностите. При управлението на човешките и материалните ресурси цифровите решения могат да подобрят планирането, проследяването на наличностите и организацията на работата. В областта на административната отчетност и управлението на здравните данни основните възможности са свързани с по-бързото създаване и предоставяне на справки, по-добрата достъпност на информацията и нейното използване за управленски цели. По този начин ефектът от дигиталната трансформация се проявява конкретно в организацията и изпълнението на отделните административни процеси.

4.2. Основни предизвикателства и ограничения

Внедряването на цифрови решения е свързано с предизвикателства, които могат да ограничат очакваните резултати. Технологиите трябва да бъдат съобразени със съществуващите процеси, организационната структура и възможностите на персонала.

Сред съществените фактори са организационната готовност, необходимите компетентности и способността на служителите да адаптират начина си на работа (Mauro et al., 2024). Промяната в установени практики изисква обучение, време за адаптация и участие на персонала.

Технологичната среда също има значение. Несвързаните информационни системи могат да доведат до фрагментиране и повторно въвеждане на информация, а постигането на оперативна съвместимост зависи от технологични, организационни, управленски и процесни фактори (OECD, 2026).

Особено внимание изискват качеството и сигурността на информацията. Управлението на здравни данни трябва да съчетава възможностите за тяхното използване с изискванията за поверителност, защита и информационна сигурност (OECD, 2022). Устойчивата трансформация предпола-

га подходяща инфраструктура, свързани системи, надеждно управление на данните и подготвен човешки ресурс.

5. Заключение

Дигиталната трансформация на административните процеси в лечебните заведения е важна предпоставка за подобряване на тяхната организация и ефективност. Разгледаните направления показват, че цифровите решения могат да подпомогнат управлението на информацията и документооборота, организацията на обслужването на пациентите, управлението на човешките и материалните ресурси, административната отчетност и управлението на здравните данни.

Въз основа на извършения анализ могат да се формулират няколко основни извода. На първо място, необходимостта от дигитална трансформация не произтича единствено от развитието на технологиите, а от конкретни ограничения в административната дейност – фрагментирано съхранение на информация, повтарящи се ръчни операции, недостатъчна свързаност между системите и необходимост от по-добра координация между отделните звена. На второ място, ефектът от дигиталната трансформация зависи не толкова от наличието на отделни цифрови решения, колкото от тяхното интегриране в цялостната организация на административните процеси. На трето място, устойчивата трансформация изисква едновременно технологична обезпеченост, надеждно управление на данните и готовност на персонала за промяна.

Това позволява дигиталната трансформация да се разглежда не като самоцелно въвеждане на технологии, а като средство за преодоляване на конкретни ограничения в административната дейност. При правилно планиране и последователно внедряване цифровите решения могат да допринесат за по-добра организация на работата, по-ефективно използване на наличните ресурси и създаване на по-добра информационна основа за управленските решения.

Използвани източници

Министерство на здравеопазването. (2024). Национална стратегия за електронно здравеопазване и дигитализация на здравната система 2030 г. Приета с Решение № 181 на Министерския съвет от 18.03.2024 г.

Dal Mas, F., Massaro, M., Rippa, P., & Secundo, G. (2023). The challenges of digital transformation in healthcare: An interdisciplinary literature review,

framework, and future research agenda. Technovation, 123, 102716. https://doi.org/10.1016/j.technovation.2023.102716

De Ramón Fernández, A., Ruiz Fernández, D., & Sabuco García, Y. (2020). Business Process Management for optimizing clinical processes: A systematic literature review. Health Informatics Journal, 26(2), 1305–1320. https://doi.org/10.1177/1460458219877092

Kraus, S., Schiavone, F., Pluzhnikova, A., & Invernizzi, A. C. (2021). Digital transformation in healthcare: Analyzing the current state-of-research. Journal of Business Research, 123, 557–567. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.10.030

Mauro, M., Noto, G., Prenestini, A., & Sarto, F. (2024). Digital transformation in healthcare: Assessing the role of digital technologies for managerial support processes. Technological Forecasting and Social Change, 209, 123781. https://doi.org/10.1016/j.techfore.2024.123781

Murad, M. H., Vaa Stelling, B. E., West, C. P., Hasan, B., Simha, S., Saadi, S., Firwana, M., Viola, K. E., Prokop, L. J., Nayfeh, T., & Wang, Z. (2024). Measuring documentation burden in healthcare. Journal of General Internal Medicine, 39(14), 2837–2848. https://doi.org/10.1007/s11606-024-08956-8

OECD. (2022). Health data governance for the digital age: Implementing the OECD recommendation on health data governance. OECD Publishing, Paris. https://doi.org/10.1787/68b60796-en

OECD. (2026). Interoperability in healthcare: Towards an interconnected future. OECD Health Working Papers, No. 197. OECD Publishing, Paris. https://doi.org/10.1787/eb71b7be-en

World Health Organization Regional Office for Europe. (2024). Exploring the digital health landscape in the WHO European Region: Digital health country profiles. World Health Organization Regional Office for Europe.

World Health Organization Regional Office for Europe. (2025). Accelerating the uptake of digital solutions by the health and care workforce in the WHO European Region. World Health Organization Regional Office for Europe.

ЕФЕКТИ ОТ ВНЕДРЯВАНЕТО НА ИЗКУСТВЕН ИНТЕЛЕКТ В ИНФОРМАЦИОННИТЕ СИСТЕМИ НА МАЛКИТЕ И СРЕДНИТЕ ПРЕДПРИЯТИЯ

Докторант Йоанна Бакалова[1]

Резюме: *Внедряването на изкуствен интелект в информационните системи на МСП създава промени в изпълнението на дейностите, обработката и използването на данни и подпомагането на управленските решения. Докладът анализира основните оперативни, организационни и икономически ефекти върху дейността и конкурентоспособността на предприятията.*

Ключови думи: *изкуствен интелект, информационни системи, малки и средни предприятия, оперативна ефективност, конкурентоспособност*

JEL: M15, O33, L25

EFFECTS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IMPLEMENTATION IN THE INFORMATION SYSTEMS OF SMALL AND MEDIUM-SIZED ENTERPRISES

PhD Student Yoanna Ivanova Bakalova

Abstract: *The implementation of artificial intelligence in SME information systems affects business activities, data processing and use, and decision-making support. The paper examines the main operational, organizational and economic effects on enterprise performance and competitiveness.*

Key words: *artificial intelligence, information systems, small and medium-sized enterprises, operational efficiency, competitiveness*

JEL: M15, O33, L25

1. Въведение

Дигиталната трансформация на предприятията постепенно променя ролята на информационните системи в управлението на бизнес процесите. Наред с традиционните им функции, свързани със съхранение, обработка и предоставяне на информация, все по-голямо значение придобива възможността за използване на натрупаните данни при автоматизиране на дейности, извеждане на зависимости и подпомагане на управленските решения. В този контекст изкуственият интелект се утвърждава като технология, чрез която функционалните възможности на информационните системи могат да бъдат разширени и насочени към по-ефективно използване на наличните информационни ресурси.

1 yoanna.bakalova00@gmail.com, Стопанска академия „Д. А. Ценов“, гр. Свищов

Тази тенденция има особено значение за малките и средните предприятия (МСП), при които ограничените финансови, човешки и технологични ресурси поставят по-високи изисквания към ефективността на използваните решения. Внедряването на изкуствен интелект в информационните системи може да доведе до промени в начина на изпълнение на повтарящи се дейности, обработването на значителни обеми от данни, получаването на информация в по-кратки срокове и информационното осигуряване на управлението. Изследванията в тази област показват, че приложенията на ИИ в МСП обхващат управление и анализ на данни, автоматизация на процеси и използване на информация в реално време за подпомагане на вземането на решения (Le Dinh et al., 2025).

Значението на тези ефекти не се ограничава до отделни оперативни дейности. При подходящо интегриране в бизнес процесите ИИ може да повлияе върху производителността, качеството и бързината на управленските решения, използването на ресурсите и способността на предприятието да реагира на промени в пазарната среда. Съвременните изследвания свързват внедряването на ИИ в МСП с подобрения в оперативната ефективност, вземането на решения и конкурентоспособността, като същевременно подчертават, че проявлението на тези резултати зависи от начина, по който технологията е интегрирана в организацията и съществуващите процеси (Landini & Machado, 2026).

Наред с положителните резултати внедряването на ИИ е свързано и със съпътстващи организационни и технически изменения. Използването на нови функционалности може да изисква адаптиране на работни процеси, преразпределяне на отделни задачи между служители и технологии, развитие на нови компетентности и осигуряване на подходяща технологична инфраструктура. Поради това ефектът от внедряването не следва да се оценява само чрез непосредствените резултати от използването на конкретен инструмент, а и чрез промените, които възникват в организацията и информационната среда.

Целта на настоящия доклад е да се анализират основните ефекти от внедряването на изкуствен интелект в информационните системи на малките и средните предприятия. Вниманието е насочено към измененията в изпълнението на дейностите, обработката и използването на данни, подпомагането на управленските решения, организацията на труда и отражението им върху производителността, иновационната активност, икономическите резултати и конкурентоспособността на предприятията.

2. Ефекти от внедряването на изкуствен интелект в информационните системи на МСП

Внедряването на изкуствен интелект разширява възможностите на информационните системи чрез включването на функции, свързани с ав-

томатизирана обработка на информация, анализ на данни и подпомагане на определени управленски и оперативни дейности. За малките и средните предприятия това има практическо значение, тъй като позволява част от процесите, които традиционно изискват значително време и човешка намеса, да бъдат изпълнявани по-бързо и с по-висока степен на последователност. Систематичният преглед на Le Dinh et al. (2025), обхващащ 50 научни изследвания, показва, че приложенията на ИИ в МСП се разпростират върху различни бизнес функции, като сред основните резултати се открояват повишаването на ефективността, подобряването на процесите по вземане на решения и създаването на условия за иновации.

Един от най-преките ефекти е свързан с автоматизацията на повтарящи се дейности. Интегрирането на интелигентни функционалности в информационните системи позволява автоматизиране на операции при обработката на документи и данни, обслужването на клиенти, управлението на информация за служители и клиенти, както и при отделни процеси в продажбите, финансите и логистиката. По този начин се намалява необходимостта служителите да отделят значителна част от работното си време за стандартни операции, а човешкият ресурс може да бъде насочен към задачи, при които са необходими преценка, комуникация и специфични професионални знания. Систематичният преглед на Landini и Machado (2026) разглежда оперативната ефективност и автоматизацията сред основните направления, чрез които използването на ИИ се свързва с организационното представяне на МСП.

Съществен ефект се наблюдава и при използването на данните, натрупвани в информационните системи. При традиционната им обработка наличието на значителен обем информация невинаги означава, че тя се използва пълноценно при управлението на предприятието. Инструментите, базирани на ИИ, позволяват обработване на различни масиви от данни, откриване на зависимости и предоставяне на актуална информация за състоянието на отделни процеси. Le Dinh et al. (2025) свързват приложенията на ИИ в МСП с анализ на данни, прогнозиране, информационни табла и използване на информация в реално време при вземането на решения. В резултат информационната система може постепенно да се превърне от средство за съхранение и обработка на данни в по-активен инструмент за информационно осигуряване на управлението.

Обработваните по този начин данни оказват влияние и върху управленските процеси. Възможността за по-бързо извличане и анализиране на релевантна информация позволява на ръководителите да оценяват състоянието на процесите, да проследяват измененията в средата и да обосновават решенията си върху по-широка информационна основа. Систематичният анализ на Landini и Machado (2026) откроява основаното на данни вземане на решения сред направленията, чрез които ИИ се свързва с организационното представяне и конкурентното позициониране на МСП. В този

смисъл технологията не следва да се разглежда като заместител на управленската преценка, а като средство за разширяване на информационните възможности, върху които тя се основава.

Използването на ИИ води и до организационни изменения, свързани с начина на разпределяне и изпълнение на работните задачи. Когато част от рутинните операции бъдат автоматизирани или подпомагани технологично, се изменя съдържанието на определени дейности и необходимостта от отделни компетентности. Данните от представително проучване на OECD сред над 5000 МСП в седем държави показват, че около 65% от предприятията, използващи генеративен ИИ, отчитат подобрение в представянето на служителите, а приблизително една трета посочват намаляване на работното натоварване. Макар тези резултати да се отнасят конкретно до генеративния ИИ, те дават емпирична представа за начина, по който технологичното подпомагане се отразява върху ежедневната работа и разпределението на задачите в МСП (OECD, 2025).

Тези изменения могат да бъдат съпътствани и от необходимостта от развитие на нови умения и адаптиране на организацията към използваната технология. Le Dinh et al. (2025) подчертават значението на обучението на служителите, подходящата технологична инфраструктура и културата, основана на използване на данни, за ефективното приложение на ИИ в МСП. Следователно внедряването на ИИ може да се разглежда не само като техническо добавяне на нова функционалност, а и като процес, който изисква съгласуване между технологичните възможности, хората и съществуващите работни процеси.

Техническите ефекти се проявяват и чрез необходимостта интелигентните решения да бъдат свързани със съществуващата информационна среда на предприятието. По-висока стойност може да бъде постигната, когато ИИ не функционира изолирано, а се използва съвместно с наличните данни, технологична инфраструктура и други информационни ресурси. Това изисква съгласуване между новите функционалности и съществуващите компоненти на информационната система. Значението на подходящата технологична инфраструктура и основаната на данни организационна среда за ефективното използване на ИИ в МСП е подчертано и от Le Dinh et al. (2025).

Натрупването на оперативни, информационни и организационни промени се отразява и върху производителността и по-общите резултати от дейността. Данните на OECD (2025) показват, че сред МСП, използващи генеративен ИИ, около 35% свързват технологията с възможност за разширяване на дейността, около 29% – с по-добра възможност да се конкурират с по-големи предприятия, а около 26% – с увеличение на приходите. Тези данни показват, че въздействието на технологията може постепенно да излезе извън рамките на оптимизирането на отделни операции и да обхване по-широки аспекти от дейността на предприятието.

Друг аспект на въздействието на ИИ е свързан с иновационната активност на МСП. Способността за обработване на значителни информационни масиви и откриване на зависимости създава възможности за идентифициране на нови потребности, усъвършенстване на съществуващи процеси и развитие на нови продукти и услуги. Изследването на Segarra-Blasco et al. (2025), основано на данни от Flash Eurobarometer 486, разглежда връзката между използването на ИИ и роботизирани технологии и различни форми на иновации в европейските МСП. Авторите подчертават и значението на вътрешните характеристики на предприятията, дигиталните умения и инфраструктурата за реализиране на ефектите от дигитализацията.

Допълнителна перспектива за влиянието на ИИ върху иновационните резултати предоставят Zhang и Li (2026). Изследването им установява положителна връзка между приложението на ИИ и качеството на иновационната дейност в изследваните МСП, като сред механизмите се открояват по-високата ефективност на научноизследователската и развойната дейност и развитието на дигиталните способности. Поради специфичния контекст на изследването резултатите не следва автоматично да се пренасят върху всички МСП, но предоставят допълнителна емпирична основа за връзката между използването на ИИ и иновационните резултати.

Оперативните и иновационните изменения оказват влияние и върху конкурентоспособността на предприятията. За МСП с по-ограничени ресурси способността да обработват по-бързо информация, да откриват изменения в потребителското поведение и да адаптират дейността си към динамична среда може да бъде особено значима. Систематичният преглед на Landini и Machado (2026) показва, че в научната литература използването на ИИ при МСП се свързва с оперативна ефективност, подобрено вземане на решения и конкурентно представяне. Същевременно авторите подчертават значението на организационната готовност, възприеманата полезност на технологията и нейното съответствие с организационните условия.

Връзката между внедряването на ИИ и икономическите резултати се подкрепя и от изследването на Ardito et al. (2025). Анализът на 11 429 европейски МСП установява положителна връзка между използването на ИИ и ръста на приходите, като допълващото използване на Big Data Analytics и Internet of Things засилва този ефект. Този резултат показва, че икономическата стойност на ИИ може да бъде по-голяма, когато той функционира като част от по-широка дигитална и информационна среда, а не като самостоятелно технологично решение.

Разгледаните резултати очертават взаимовръзка между технологичното усъвършенстване на информационните системи и различните ефекти върху предприятието. Автоматизацията и по-доброто използване на информацията влияят върху оперативната ефективност и управленските процеси, но едновременно с това са свързани с промени в организацията на

труда, необходимите компетентности и техническата среда. Натрупването на тези изменения създава условия за повишаване на производителността, развитие на иновационната активност и подобряване на икономическите и конкурентните резултати. Практическата стойност на ИИ за МСП следователно се определя не от самото наличие на технологията, а от способността тя да бъде интегрирана и използвана така, че технологичните и информационните възможности да се превърнат в конкретни резултати за предприятието.

3. Заключение

Внедряването на изкуствен интелект в информационните системи на малките и средните предприятия е свързано с различни по характер ефекти, които засягат както изпълнението на отделни бизнес дейности, така и начина, по който информацията се използва при управлението. Направеният анализ показва, че сред непосредствените положителни ефекти се открояват автоматизацията на повтарящи се операции, по-ефективната обработка и анализ на данни и подобряването на информационното осигуряване на управленските решения.

Въздействието от внедряването не се ограничава до подобряване на конкретни оперативни показатели. Използването на ИИ е свързано и с организационни изменения в разпределението на задачите, съдържанието на работата и необходимостта от развитие на нови компетентности, както и с технически промени, обусловени от интегрирането на интелигентните решения със съществуващата информационна среда. Това показва, че внедряването на ИИ следва да се разглежда като процес, който засяга едновременно технологиите, данните, хората и организацията на бизнес процесите.

В по-широк план тези изменения се проявяват в производителността, иновационната активност, икономическите резултати и конкурентоспособността на предприятията. Особено значение има интегрирането на интелигентните решения със съществуващите информационни системи и други дигитални технологии, тъй като именно взаимодействието между тях създава условия технологичните възможности да бъдат превърнати в реални резултати.

Може да се обобщи, че ефектите от внедряването на изкуствен интелект в информационните системи на МСП имат комплексен характер. Те включват не само непосредствени подобрения в ефективността и използването на данни, но и съпътстващи организационни и технически изменения, които могат да влияят върху развитието на предприятието в по-дългосрочен план. За малките и средните предприятия стойността на ИИ се проявява най-ясно, когато той се използва като функционална част от

информационната система и е съобразен с конкретните информационни потребности, бизнес процеси и организационни възможности.

Използвани източници

Ardito, L., Filieri, R., Raguseo, E., & Vitari, C. (2025). Artificial intelligence adoption and revenue growth in European SMEs: Synergies with IoT and big data analytics. *Internet Research, 35*(4), 1508–1534. https://doi.org/10.1108/INTR-02-2024-0195

Landini, C., & Machado, M. C. (2026). A systematic review on organizational adoption and performance constructs related to artificial intelligence in SMEs. *Discover Artificial Intelligence, 6*, Article 721. https://doi.org/10.1007/s44163-026-01460-4

Le Dinh, T., Vu, M.-C., & Tran, G. T. C. (2025). Artificial intelligence in SMEs: Enhancing business functions through technologies and applications. *Information, 16*(5), 415. https://doi.org/10.3390/info16050415

OECD. (2025). *Generative AI and the SME workforce: New survey evidence*. OECD Publishing. https://doi.org/10.1787/2d08b99d-en

Segarra-Blasco, A., Tomàs-Porres, J., & Teruel, M. (2025). AI, robots and innovation in European SMEs. *Small Business Economics, 65*, 719–745. https://doi.org/10.1007/s11187-025-01017-2

Zhang, Q., & Li, Y. (2026). Artificial intelligence and corporate innovation in small and medium-sized enterprises. *Technology in Society, 86*, 103320. https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2026.103320

SOLVING CHALLENGES IN MODERN EDUCATION THROUGH FEDERATED PEER-TO-PEER SYSTEMS

PhD Candidate Lora Parvanova[1]

Abstract: *The integration of artificial intelligence in educational systems provides significant opportunities for their advancing. The effective utilization of these opportunities requires targeted decisions to address emerging ethical, organizational, and technological challenges arising from their integration. The paper analyzes the potential of decentralized, peer-to-peer federated learning models to secure educational infrastructure and enable confidential data processing. This decentralized approach offers new perspectives on data privacy protection and provides a sustainable framework for deploying artificial intelligence within educational ecosystems.*

Keywords: *decentralized federated learning, peer-to-peer systems, blockchain, educational technology, swarm learning, data privacy*

JEL: I21, O33, C88

1. Introduction

The benefits of artificial intelligence in education can be considered across three principal dimensions: personalization, adaptability, and automation. According to the meta-analysis by Wang et al. (2025), which covered 40 studies involving a total of 5,849 participants, AI-supported personalized feedback has a moderate positive effect on academic achievement and an exceptionally strong effect on learning motivation. Automation, in turn, can save thousands of hours in content generation, assessment, and grading. It may also help reduce the administrative burden that contributes to teacher burnout. At the same time, AI provides robust methods for analysis and prediction that can enhance the quality of the educational process.

These advantages are fundamentally transforming educational systems into modern, adaptive, and highly personalized digital learning environments. Alongside these benefits, however, AI also gives rise to a range of challenges related to data privacy, ethical standards, and the need to prepare educators for its effective use. At present, peer-to-peer (P2P) network architectures and distributed ledger technology (DLT), such as blockchain, are among the most widely discussed approaches to overcoming ethical, organizational, and technological barriers. In the context of the European blockchain strategy, the EU defines technologies of this kind as a "strategic next-generation infrastructure" (European Commission, 2023).

[1] d030325275@uni-svishtov.bg, D. A. Tsenov Academy of Economics, Svishtov

2. Technological Solutions for Secure Educational Infrastructure

2.1. Decentralized Peer-to-Peer Architecture

Traditional learning management systems (Moodle, Blackboard, and Google Classroom) rely on the well-established client-server architecture. Under this model, all data are stored and processed on a central server. Cloud technologies improve accessibility by migrating the server to the cloud; nevertheless, centralization preserves a vulnerability in the form of a single critical point of failure. In peer-to-peer networks, each participant with access to the system functions as both a client and a server. This decentralized architecture grants equal access rights to all participants, who share data and computational resources without a central node and, consequently, without a single critical point of access.

In contemporary educational systems, this architecture offers a fundamentally different approach to AI deployment through decentralized federated learning. In accordance with the model proposed by McMahan et al. (2017), sensitive data are not transferred to a server - the critical point of access - but remain on the local device. Once the data have been processed locally, only the resulting model updates or outputs are transmitted across the network, rather than the underlying data themselves. The principal advantages of this architecture are:

- Full compliance with the GDPR, supported by data privacy and the non-disclosure of personal data.
- Infrastructure resilience: there is no central server whose failure would interrupt system operation. If one device fails, the remaining devices continue to function.

The model also has limitations associated with the absence of a central system administrator. In particular, continuous monitoring is required to detect potentially malicious nodes that could compromise the integrated AI. Coordination is also necessary among numerous devices that may join and leave the system dynamically, together with reliable synchronization mechanisms.

2.2. Distributed Ledger Technology

Security and synchronization challenges in a decentralized peer-to-peer architecture can be addressed through distributed ledger technology and blockchains. A blockchain is a decentralized, distributed database in which information is stored in blocks. Unlike conventional databases, it has no central administrator with unilateral authority to delete or modify records; once a block has been recorded, it cannot be altered. Each block contains a cryptographic signature (hash) of the preceding block. Because these components are replicated across all network nodes, software-based manipulation of the records becomes extremely difficult. According to the EU's official blockchain strategy " (European Commission, 2023), "Blockchain technology can provide high levels of cybersecurity".

Within educational systems, the technology could be particularly valuable in two critical areas: the traceability and security of data (including diplomas, academic results, and student records), and the use of smart contracts. According to a study published in the journal Information (2026), smart contracts provide a secure mechanism for managing network access and verifying legitimacy.

At present, blockchain-based distributed data infrastructures for federated learning have not become standard practice for two principal reasons:

- Computational latency: verifying and processing a block requires substantial time and computational resources, which creates difficulties when training more complex algorithms.
- High network costs: every mathematical output must be recorded in the network's blocks. In federated learning, the volume of such outputs can be considerable, making the model economically inefficient.

Blockchain can therefore make the system secure and controllable, but also slower and more expensive, creating a need for hybrid or compromise solutions.

3. Hybrid Models and Alternatives for Resource Efficiency and Optimization

Hybrid models combine the advantages of the two technologies in order to enable rapid and secure AI integration and training in educational ecosystems.

3.1.Swarm Learning

This model was initially implemented in medical data processing and the energy sector, where information privacy is critical, yet research efficiency and analytical accuracy require the sharing of resources.

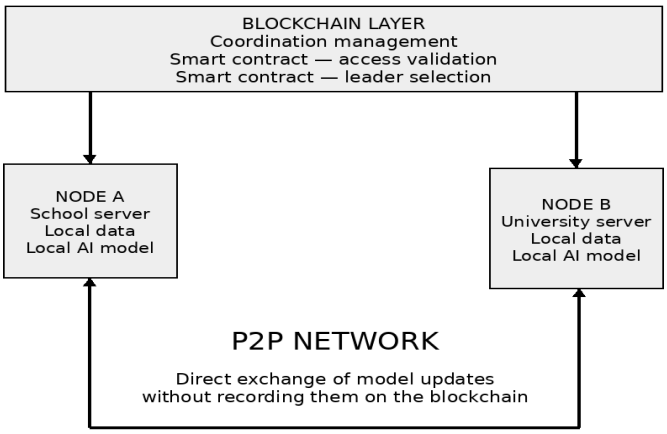


Figure 1. Swarm Learning
Source: Author's illustration

According to the foundational model proposed by Warnat-Herresthal et al. (2021), the slower blockchain layer is used solely for authorization and leader

selection. For each training cycle, a single server is designated to perform the computations, avoiding the simultaneous transmission of information to all nodes. The selected leader collects information from the peer-to-peer network, performs the computations, and, once the algorithm has completed the cycle, distributes the resulting output back to all nodes. Within the high-speed peer-to-peer network, computational results are transmitted directly and horizontally. Because these outputs do not constitute sensitive raw data, the overall security risk is substantially reduced.

A practical implementation of the Swarm Learning architecture can be observed in the joint project of the German Center for Neurodegenerative Diseases (DZNE) and Hewlett Packard Enterprise (Warnat-Herresthal, S., Schultze, H., Shastry, S. S., et al., 2021). The project connects hospitals and clinical centers worldwide, each of which installs software containing a local AI model on its own local server (node). Sensitive patient data are not transmitted but remain on the respective hospital's local server. In addition, a private network is established in which authorized hospitals, following blockchain-based verification, are registered and share only the outputs of their local AI algorithms without disclosing patient information. One of the servers, dynamically selected through blockchain consensus, aggregates the model weights at the global level and redistributes them to the remaining nodes. This produces substantially higher-quality results without violating legal requirements or ethical standards.

3.2.Split Federated Learning (Split Learning)

This sub-model of decentralized federated learning is intended to reduce the hardware burden on end devices. AI algorithms require substantial computational resources, which students' devices - such as smartphones, tablets, and laptops - do not always possess. At the same time, an artificial neural network consists of multiple distinct layers that can be partitioned. The layers that process students' input data, including sensitive information, generally do not require the most computationally intensive operations.

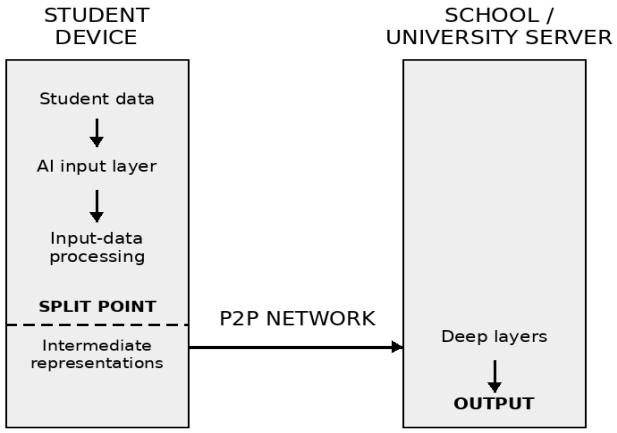


Figure 2. Split Federated Learning
Source: Author's illustration

This architectural model addresses the hardware limitations of individual devices in peer-to-peer networks. However, a security challenge remains at the connection between end devices and the local server. The transmitted representations are not directly readable and therefore do not, in themselves, violate legal requirements. Nevertheless, this critical point may still be exposed to external intrusion capable of disrupting system operation. To strengthen security, an additional blockchain-based authentication layer can be introduced. This layer processes only the transmitted hashes, thereby avoiding the computational and network burden associated with large volumes of data.

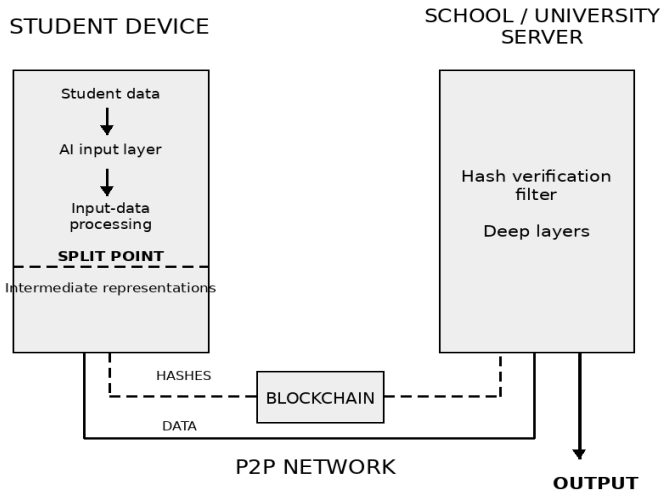


Figure 3. Split Learning with an Additional Blockchain Layer
Source: Author's illustration

In practice, similar architectures are implemented through specialized technological frameworks in domains where end devices have limited computational resources. Flower, for example, is a federated learning framework used by hospitals to analyze data generated by patient devices, including smart sensors. The model also has considerable potential in cybersecurity and sixth-generation (6G) networks.

3.3. Personalized Federated Learning

As in the preceding model, the AI layers are partitioned. Whereas split learning separates an artificial neural network into computationally intensive and lightweight layers in order to optimize hardware utilization, this approach distinguishes between shared and local layers. According to Google researchers, this architecture can achieve greater accuracy and precision by tailoring the final output to the individual data of each participant connected to the peer-to-peer network.

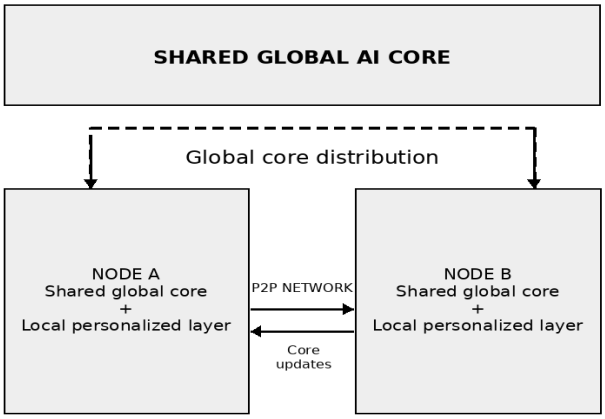


Figure 4. Personalized Federated Learning
Source: Author's illustration

Blockchain is not included in Figure 4 because it does not participate directly in the transfer of the core data between AI layers. Smart contracts may nevertheless be incorporated into this architecture to enhance security and to incentivize participants through tokenization. Such smart contracts or tokens would be positioned between the global core and the end devices.

Apple[2] uses this architecture to support intelligent features on its iOS devices. The effectiveness of these functions depends heavily on knowledge of the individual characteristics of the device owner; however, centralized collection of personal data would conflict with ethical standards and legal requirements. Because individual user habits vary substantially, a single generalized AI model may be insufficiently effective, whereas personalization through a dedicated local layer can yield considerably better results.

4. Conclusion

The analysis presented above clearly demonstrates the practical potential of decentralized federated learning networks and their real-world applications. These architectures show considerable promise for addressing challenges in education and in other data-sensitive sectors, including medicine, economics, and energy. Continuous technological development, however, means that any given solution may be temporary and constrained over the longer term. The emergence of quantum computing introduces new requirements for cryptographic security. Sixth-generation networks are currently undergoing standardization and are expected to enter the market in the early 2030s. Their core characteristics may nevertheless pose challenges for decentralized learning networks, particularly in

[2] Apple's implementation is partially modified because the company operates an extensive cloud infrastructure of proprietary servers. Devices send updates to secure server clusters, which process the information and return the results, thereby ensuring data protection.

relation to signal attenuation and energy demand. Challenges arising from the development of AI itself must also be considered. The fact that technological progress is outpacing regulatory frameworks, together with the risk that prolonged reliance on generated information may contribute to so-called ‘model collapse‘, represents a key challenge to the implementation of these models.

To address the quantum threat - which is particularly significant for cryptocurrencies that rely entirely on blockchain - research is currently focused on algorithms incorporating lattice-based cryptography. To reduce energy consumption, spiking neural networks are being developed using protocols designed to remain robust under sudden disruptions. Smart contracts are also continuing to evolve in order to strengthen verification security and to prevent global models from becoming recursively contaminated or oversaturated with synthetic data.

Peer-to-peer federated networks should therefore be understood not as a static framework, but as a dynamic instrument for secure, adaptive, and ethically responsible learning.

References

Antonopoulos, A. (2018). *Mastering bitcoin: Programming the open blockchain* (In Bulgarian). Asenevtsi Publishing House.

Dimitrov, D., & Petrov, P. (2024). *Digital transformation and knowledge management in business informatics* (In Bulgarian). Prof. Marin Drinov Academic Publishing House.

European Commission. (2019). European Blockchain Strategy: Shaping Europe's digital future and infrastructure for public services. Directorate-General for Communications Networks, Content and Technology. Available at: https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/policies/blockchain-strategy

Ivanov, K. (2025). *Distributed ledger technology and blockchain architectures in decentralized environments* (In Bulgarian). Bulgarian Academy of Sciences Press.

Todorova, M. (2025). Challenges to the security and privacy of personal data in the implementation of artificial intelligence in digital education (In Bulgarian). *Journal of Business Informatics*, 12(2), 45–58.

Arivazhagan, M. G., Aggarwal, V., Singh, A. K., & Choudhary, S. (2019). *Federated personalized learning with challenges of non-IID data.* Google Research. https://arxiv.org/abs/1903.03935

El Kadri, S., et al. (2024). *The impact of artificial intelligence on personalized and adaptive learning architectures*: *A systematic review*. ScienceDirect, 24(2), 103-115. https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405844024156617

Institute of Information and Communication Technologies (IICT-BAS). (2024). *Blockchain consensus protocols and distributed security metrics. Cybernetics and Information Technologies*, 24(2), 78-92. https://cit.iict.bas.bg/

McMahan, B., Moore, E., Ramage, D., Hampson, S., & Arcas, B. A. y. (2017). *Communication-efficient learning of deep networks from decentralized data.* https://proceedings.mlr.press/v54/mcmahan17a.html

Nakamoto, S. (2008). *Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system*. Decentralized Whitepaper. https://bitcoin.org/bitcoin.pdf

Ussatova, O., Karyukin, V., Begimbayeva, Y., Mutanov, G., Kistaubayev, Y., & Turdaliyev, M. (2026). *Application of blockchain technologies and smart contracts for the storage and verification of academic transcripts in the higher education systems*. Information, 17(5), 478. https://www.mdpi.com/2078-2489/17/5/478

Vepakomma, P., Gupta, O., Swedish, T., & Raskar, R. (2018). *Split learning for health: Distributed deep learning without sharing raw patient data.* MIT Media Lab. https://arxiv.org/abs/1812.00564

Wang, A., Wang, Y., et al. (2025). *The effectiveness of AI-supported personalized feedback on learning outcomes and motivation: A meta-analysis.* Journal of Educational Computing Research, 63(1), 45-68. https://journals.sagepub.com/doi/abs/10.1177/07356331251410020

Warnat-Herresthal, S., Schultze, H., Shastry, S. S., et al. (2021). *Swarm learning for decentralized and confidential clinical machine learning.* Nature, 594(7862), 265–270. https://doi.org/10.1038/s41586-021-03580-

ПРИЛОЖЕНИЕ НА ИЗКУСТВЕНИЯ ИНТЕЛЕКТ ПРИ УПРАВЛЕНИЕТО НА ПИТЕЙНИТЕ ВОДИ В БЪЛГАРИЯ

Десислава Стоянова[1]

Резюме: *Управлението на питейните води е основен приоритет в последните години. Наред със засушаването, внимание се обръща и на рационалното използване на водата, както и на нейното управление. Последното включва, както управлението на водната инфраструктура, така и въвеждането на нови методи, модели и подходи за дигитално управление на подаваната към мрежата вода, отчитането на изразходваните количества в реално време, както и управлението на налягането. Поради това, че тенденциите в този сектор са в посока ускорено събиране на данни с оглед подобряване на управлението се появяват и редица възможности за създаване на алгоритми на основата на изкуствения интелект, които да подобрят процесите на ефективно управление на водата. За целите на анализите са използвани официални статистически данни, като са представени основни изводи за устойчиво управление на питейните води в България.*

Ключови думи: изкуствен интелект; икономика; питейни води; иновации
JEL: O33, A10, Q25, O31

APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN DRINKING WATER MANEGMENT IN BULGARIA

Desislava Stoyanova [2]

Abstract: *Drinking water management has been a key priority in recent years. Alongside the issue of drought, attention is being focused on the rational use and management of water. The latter encompasses both the management of water infrastructure and the implementation of new methods, models, and approaches for the digital management of water supplied to the network, real-time consumption monitoring, and pressure management. As trends in this sector shift towards accelerated data collection to enhance management, numerous opportunities are emerging to develop artificial intelligence-based algorithms that improve water management efficiency. Official statistical data were used for the analysis, and key conclusions regarding the sustainable management of drinking water in Bulgaria are presented.*

Keywords: artificial intelligence; economy; drinkable water; innovation
JEL: O33, A10, Q25, O31

Въведение

През последното десетилетие управлението на питейна вода е от ключово значение за живота на хората и икономическите процеси на про-

[1] dstoyanova@unwe.bg; Университет за национално и световно стопанство, катедра Икономика на природните ресурси

[2] dstoyanova@unwe.bg; University of National and World Economy, Department of Natural Resource Economics

изводство и разпределение, предвид големите природни климатични промени. Освен промените в климата, големите засушавания, увеличаващите се екстремни явления и бедствия, в редица населени места в България водопроводната мрежа е много остаряла или неефективно използвана. Както на държавно, така и на местно ниво се появява въпроса за опазване и рационално използване на питейната вода. Загубите на питейна вода водят до режим на водоподаването в различни райони на страната, въвеждане на кризисни ситуации и съответно до влошаване качеството на живот и икономически загуби. Предвид развиващата се дигитализация и използването на изкуствения интелект, управлението на питейните води може да се подобри значително.

1.Методологична рамка на изследването

Измененията, които настъпват в природните системи са заплаха както за екосистемите, също така и за икономиката, човешкото здраве и като цяло за бъдещите поколения (Типова, 2018). Поставеният въпрос “как да се ограничи използването на природни ресурси, за да се гарантира тяхната дългосрочна икономическа жизнеспособност” (Ostrom, 1990), продължава да бъде валиден. С появата на нови технологии и внедряването на изкуствен интелект може да се постигне значително подобряване на управлението на питейната вода в България. Приложението на изкуствения интелект във водния сектор позволява събиране и обработване на голямо количество данни, наблюдение и отчитане в реално време, което дава възможности да се контролира налягането на водата в мрежата, бързо локализиране и отстраняване на течове, коректно отчитане и преодоляване на кризисни ситуации. Налягането е важен параметър на снабдяването, защото неговото прекомерно увеличаване води до аварии и течове. В настоящото изследване подкрепяме мнението на автора, че „в последните години изкуственият интелект става все по-актуална тема както за научни изследвания, също така и за практически разработки“ (Стоянов, Комсалова, Дуковска, 2023). Най-ефективният подход за внедряване на дадена технология се основава на нейното целенасочено и адекватно приложение в практическа среда (Кордон, 2023). Други автори споделят, че в областта на изкуствения интелект се влагат рекордни по размер финансови средства, предназначени за неговото изграждане и усъвършенстване (Герджиков, 2025). Подкрепяме мнението на автора, че е необходим критичен анализ на процесите в обкръжаващата среда с цел откриване на слабости и недостатъци в ефективността и определяне на необходимостта от тяхното цялостно проектиране и оптимизация (Кирилова, 2016) **.** От направения литературен преглед следва, че приложението на изкуствен интелект при управлението на питейната вода в България е възможност, за цялостна реформа на целия процес и достига-

не на задоволителни показатели за устойчиво управление. Това дава основание да се постави следната **цел на изследването, а именно: да се очертаят причините за проявяване на необходимост от приложението на изкуствения интелект при управлението на питейните води в България и да се направят изводи за устойчивото им управление.** В настоящата разработка е направен литературен обзор, както е извършен статистически анализ по данни от Национален статистически институт (НСИ) и Комисия за енергийно и водно регулиране.

2.Анализ на подходите за управление на питейната вода в България

Управлението на питейна вода в България се влошава всяка изминала година, поради факта, че загубите на питейна вода се увеличават. От представените данни в таблица 1 изведени от националната статистика на водите за 2024 г. се забелязва, че спрямо подадената вода (876,57 млн. м3) повече от половината са загуби (494,43 млн. м3).

Таблица: 1 Подадена вода от обществото водоснабдяване общо за страната в млн. куб. м. / год.

България	2024
Подадена вода, общо[1]	876,57
Обща консумация на вода (фактурирана и нефактурирана вода)	382,14
Доставена вода на крайните потребители (фактурирана вода)	351,80
Доставена вода на домакинствата	260,32
Доставена вода на други потребители	91,49
Доставена питейна вода	84,31
Доставена непитейна вода	7,17
Нефактурирана вода	30,34
Загуби на вода, общо[2]	494,43
в т.ч загуби при транспорта на водата (реални загуби)	424,99
[1] Подадената вода е сума от общата законна консумация на вода (фактурирана и нефактурирана вода) и загубите на вода.	
[2] Загубите на вода включват физическите загуби при транспорта, неоторизирана консумация, грешки при измерването и други.	

Източник: НСИ, 2024 г.

Данните показват, че през отчетната 2024 г. година ВиК секторът продължава да е далеч от постигане на дългосрочното ниво на загубите на питейна вода под 50%, доколкото се отчитат нива от 60,25%. Констатира се влошаване спрямо отчетените нива през предходната 2023 г. от 60,21% (КЕВР). Високите нива на загуби поставят с голяма важност въпросите за начините, подходите, методите и технологиите за управление на доставяната и изразходвана питейна вода, като основа за намаляване на загубите (фиг. 1).



Фиг. 1 Подадена вода от обществено водоснабдяване в млн. куб.м / год., източник: данни от НСИ

Промяната в подходите на управление може да се търси в следните посоки:

- Наблюдение в реално време на доставяната вода във водопреносната мрежа;
- Управление на доставяното количество на база на разхода на вода в реално време, като основа за балансирано управление на налягането в мрежата;
- Наблюдение в реално време на изразходваната вода в крайните точки, което дава възможности за ранно откриване на загуби;
- Наблюдение на количествата вода в реално време в определени ключови точки от мрежата с оглед ранно откриване на загуби;
- Разработване и апробиране на профилни характеристики на потребителите на вода от гледна точка на обичайните им подходи за потребление във времето. Това дава възможности за прогнозиране на използваните количества и ранно идентифициране на недостиг по определени части на мрежата или във времето и др.

Въвеждането на изкуствен интелект налага и изисква и развитие на съответната дигитална инфраструктура. В настоящото изследване подкрепяме мнението, че „за да бъде изкуствения интелект ефективен, той трябва да бъде подкрепен от инфраструктура – способност да се използва, да се внедрява, да се приемат последствията и да се гарантира гъвкавото му прилагане. Това изисква политическа, технологична и финансова ангажираност, която може да се окаже предизвикателство предвид различните приоритети за развитие.“ (Ганчев, 2024). Актуалните данни за управление

на питейната вода в България, както и констатираните недостатъци и несъвършенства на процесите на управление разкрива и някои от технологичните възможности за модернизиране на сектора.

3. Възможности за приложение на изкуствения интелект при управлението на питейната вода

Въвеждането на изкуствен интелект във всички икономически сфери е вече факт и се подобрява и прилага с бързи темпове. Както Вълкова посочва: „в последните години с развитието на технологиите и появата на все повече средства и начини за комуникация и обмен на информация, дигитализацията е естествен процес във всички сфери на човешката дейност“ (Вълкова, 2024). Приложението на дигитални средства и изкуствен интелект в управлението на питейни води в България може да подпомогне, както отделни етапи, така и целия процес. На фиг. 2 са представени някои основни етапи от управление на питейната вода, а именно:

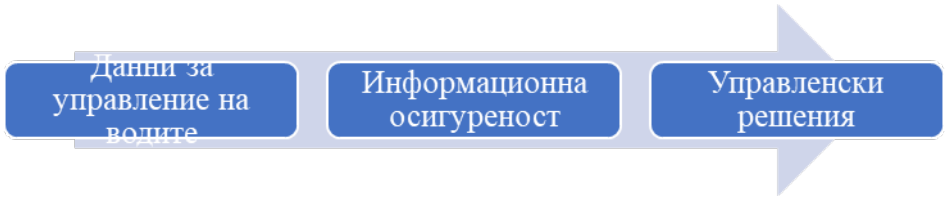
- Управление на водосбора/зоната за подхранване на точките на водовземане;
- Управление на пречистването на питейната вода;
- Управление на съхранението на питейно-битовата вода;
- Управление на процеса на разпределение на водата, предназначена за питейно-битови цели;
- Управление на вътрешните разпределителни системи.



Фиг. 2 Основни етапи от управление на питейната вода,
източник: авторово проучване

Чрез различни алгоритми изкуствения интелект може да прогнозира и да прави сценарии при управление на водосбора в условия на засушаване или продължителни валежи. ИИ може да подпомогне мониторинга и контрола на качеството на питейната вода, чрез автоматизирано следене и поддържане на пречиствателните станции от една страна правилно пречистване на водата, като се следи правилната дозировка на препаратите за пречистване, което от своя страна предотвратява недостиг или пренасищане. От друга страна може да се внедри за следене на график за пускане и спиране на помпите и компресорите, които поддържат помпените станции, за да се избегне недостиг или претоварване. С въвеждане на дистанционно отчитане на потребителите в реално време и посредством алгоритми и модели изкуствения интелект ще отчита потреблението, което ще доведе до прецизно регулиране на налягането, а то от своя страна намалява риска от аварии. Когато се събират данните в реално време на подадена и изразходвана питейна вода може да се прогнозира и локализира по-бързо теч в системата и съответно да се отстрани навреме. Изкуственият интелект може да намали риска от аварии и да осигури безопасността на водоснабдяването.

За да е възможно да се постигне висока ефективност на вземаните решения от всички участници в процеса е необходимо високо ниво на информационна осигуреност с данни, като изискването към тях е, те да са: актуални, навременни и достоверни (фиг. 3).



Фиг. 3 Информационно обезпечаване на управленските решения, източник: авторово проучване

При въвеждане на дигитални методи и цялостна реформа в сектора за по ефективно управление на питейните води е необходимо участие на всички заинтересовани страни. Това ще гарантира съобразяване с отделните гледни точки, отчитане на информацията в нейната цялост, както и по-висока ефективност и прозрачност на вземаните решения.

Заключение

В заключение следва да се посочи, че България се нуждае от спешна реформа и технологична модернизация в управлението на питейни води. Решаването на тези задачи изисква, както необходимото финансиране, така

и въвеждане и обучение на нови технологии и използване на изкуствен интелект, за постигане на по-добро управление и постигане на ефективно използване на питейната вода. Наличните количества вода в природата следва да се управляват, чрез нови методи, които да позволят ефективно водоснабдяване и намаляване на кризисните ситуации.

Използвана литература:

Вълкова, Р. (2024). Дигитализация, дигитални компетентности, дигитални умения – тенденции в съвременното образование. В: Актуални политики и практики в образованието: Преподаване и учене за развитие на умения за 21. век. Сборник с доклади от шеста научно-практическа конференция, с. 291–295. ВТУ, Педагогически колеж – Плевен.

Ганчев, Д. (2024). Интелектуална собственост и изкуствен интелект. Академично издателство „За буквите – О писменехь“, София. ISBN 978-619-185-675-6, стр. 285.

Герджиков, С. (2025). Естествен и изкуствен интелект. Университетско издателство „Св. Климент Охридски“, София. ISBN 978-954-07-6131-2, стр. 11.

Кирилова, К. (2016) Методически въпроси при разработване на публични електронни услуги; Икономически и социални алтернативи, брой 2, 2016, стр. 84-98 Достъпно на: https://ips.unwe.bg/Uploads/Alternatives/7-Kirilova-2-2016.pdf

Комисия за енергийно и водно регулиране. Годишен доклад и сравнителен анализ на състоянието на ВиК сектора в Република България за 2024 г. Достъпно на: https://www.dker.bg/uploads/documents/vik/2025/SRAVN_ANALIZ_VIK_2024_12112025.pdf

Кордон, А. (2023) Перспективата изкуствен интелект; Издателство „Изток-Запад“, София, 2023 г. ISBN 978-619-01-1251-8 стр. 15

Национален статистически институт, Достъпно на : https://www.nsi.bg/statistical-data/65/252

Стоянов, Ст., Табакова-Комсалова, В., Дуковска, Л. (2023). Изкуствен интелект в 24… Издателство на БАН „Проф. Марин Дринов“, София. ISBN 978-619-245-305-3, стр. 278.

Типова, Н. (2018). Екология и устойчиво развитие. София: Издателски комплекс – УНСС. ISBN 978-619-232-099-7.

Ostrom, E. (1990). Governing the commons: The evolution of institutions for collective action. Cambridge University Press, p. 1. DOI: https://doi.org/10.1017/CBO9781316423936

AI ГРАМОТНОСТ КАТО НОВА КЛЮЧОВА КОМПЕТЕНТНОСТ

Цветелин Тодоров Борисов, старши учител практическо обучение[1]
Лилия Вълчкова Георгиева, учител професионално обучение[2]

Резюме: *Докладът разглежда AI грамотността като нова ключова компетентност в условията на дигитална трансформация на бизнеса и образованието. Анализират се уменията за ефективно и критично използване на AI инструменти и тяхната роля за производителността и качеството на обучение. Изведени са предизвикателства и препоръки за устойчиви компетентности.*

Ключови думи: *AI грамотност, изкуствен интелект, дигитални компетентности, бизнес, образование, генеративен AI.*

JEL: O33, I21, M53

AI LITERACY AS A NEW KEY COMPETENCE

Tsvetelin Todorov Borisov, Senior Practical Training Teacher
Liliya Valchkova Georgieva, Vocational Training Teacher

Abstract: *The paper examines AI literacy as a new key competence in the context of the digital transformation of business and education. It analyzes the skills for effective and critical use of AI tools and their role in productivity and the quality of education. Challenges and recommendations for building sustainable competences are outlined.*

Key words: *AI literacy, artificial intelligence, digital competences, business, education, generative AI.*

JEL: O33, I21, M53

1. Въведение

Дигиталната трансформация на образованието през последните години поставя ново предизвикателство пред средното професионално образование — интегрирането на инструменти, базирани на изкуствен интелект (AI), в учебния процес. Генеративният изкуствен интелект (ChatGPT, Copilot и сходни платформи) вече е широко достъпен и активно се използва от учениците, независимо дали училището има изградена политика за това. Тази реалност поставя въпроса не дали AI трябва да присъства в училищната среда, а как учениците да бъдат подготвени да го използват отговорно, критично и ефективно.

AI грамотността — способността за разбиране на принципите на работа на AI системите, за оценка на тяхната надеждност и за етично прилагане на резултатите от тях — се очертава като нова ключова компетентност, съпоставима по значение с дигиталната грамотност от предходното

[1]tsvetelinb@gmail.com, ПДТГ „Димитър Хадживасилев“
[2]lili_georgieva@gmail.com, ПДТГ „Димитър Хадживасилев“

десетилетие. За учениците в 8-12 клас в професионална гимназия тази компетентност има двойно значение: от една страна, тя е част от общата им дигитална култура, а от друга — пряко свързана с бъдещата им професионална реализация, тъй като инструменти с изкуствен интелект все по-осезаемо навлизат в почти всички професионални сфери.

Настоящият доклад си поставя за цел да разгледа AI грамотността като ключова компетентност в контекста на средното професионално образование, като се фокусира върху конкретните предизвикателства и възможности пред нейното развитие в училищна среда. За постигане на тази цел са изведени следните задачи: (1) да се изясни същността и основните компоненти на AI грамотността, адаптирани към ученическа възраст; (2) да се анализира спецификата ѝ в контекста на практическото обучение в професионалната гимназия; (3) да се открояят основните предизвикателства пред нейното изграждане; и (4) да се предложат добри практики и препоръки за интегрирането ѝ в учебния процес.

Докладът е структуриран в две основни части, следвани от изводи и препоръки за устойчиво развитие на AI грамотността в средното професионално образование.

2. Същност и измерения на AI грамотността в средното професионално образование

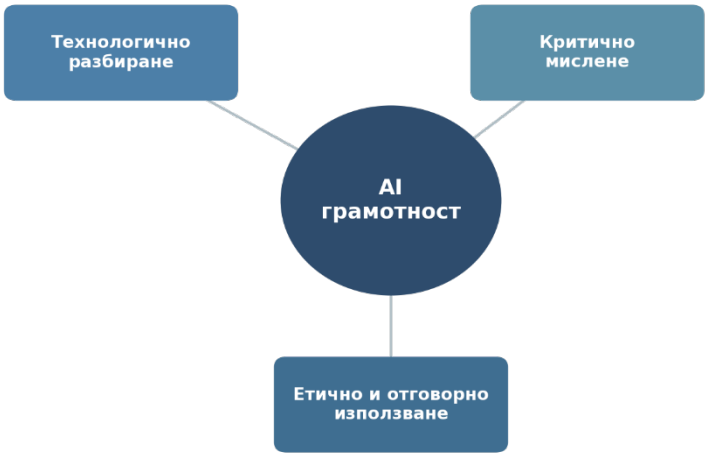
AI грамотността не е нова самостоятелна учебна дисциплина, а комплексна компетентност, която се изгражда на пресечната точка между дигиталните умения, критичното мислене и специфичните професионални знания на ученика. В контекста на средното професионално образование тя придобива допълнително измерение, тъй като бъдещите специалисти трябва не само да разбират принципите на работа на AI системите, но и да могат да прилагат тези системи в конкретна професионална дейност — от проектиране и производство до комуникация с клиенти и партньори.

2.1. Определение и компоненти на AI грамотността

В научната литература AI грамотността се дефинира като съвкупност от знания, умения и нагласи, които позволяват на индивида ефективно, критично и етично да използва системи, базирани на изкуствен интелект, независимо от техническата им сложност (Long & Magerko, 2020). Комплексният характер на компетентността обхваща най-малко три взаимосвързани измерения: (1) технологично разбиране — базово познаване на принципите на работа на AI системите и на техните възможности и ограничения; (2) критично мислене — способност за оценка на достоверността, надеждността и потенциалните пристрастия в резултатите, генерирани от

AI; и (3) етично и отговорно използване — осъзнаване на въпросите, свързани с авторството, интелектуалната собственост и добросъвестното академично поведение (Ng et al., 2021).

За ученици в 8-12 клас тези компоненти следва да бъдат адаптирани съобразно възрастовите особености и нивото на дигитална зрялост. Например, докато в 8-9 клас акцентът може да бъде поставен върху базовото запознаване с възможностите на AI инструментите и формирането на елементарни навици за проверка на информацията, то в 11-12 клас вниманието логично се насочва към по-задълбочено критично осмисляне и към конкретно приложение на AI в рамките на избраната професионална специалност.



Фигура 1. Основни компоненти на AI грамотността
Източник: адаптирано по Long & Magerko (2020) и Ng et al. (2021)

2.2. Специфика на AI грамотността в практическото обучение по ИТ дисциплини

Практическото обучение по програмиране, бази данни, електронна търговия и информационни технологии предоставя изключително благоприятен и същевременно предизвикателен контекст за развитие на AI грамотност, тъй като учениците влизат в пряк контакт с AI инструменти, които вече са неразделна част от реалната ИТ индустрия. AI инструменти за генериране и обяснение на код (напр. GitHub Copilot, ChatGPT) навлизат все по-масово в практиката на разработчиците, а инструменти за автоматизирано генериране на SQL заявки от естествен език улесняват работата с бази данни. В сферата на електронната търговия AI движи препоръчващите системи, чатботовете за обслужване на клиенти и персонализацията на съдържанието — теми, които са пряко свързани с учебното съдържание по съответната специалност.

Специфично предизвикателство пред обучението по програмиране е рискът учениците да използват AI инструменти за генериране на завършен код, без да разбират логиката зад него — явление, познато като „сляпо копиране“ (copy-paste programming). Именно затова в часовете по програмиране и бази данни AI грамотността трябва да се изгражда не като забрана за използване на такива инструменти, а като умение те да бъдат използвани като помощник за обяснение, проверка и оптимизация на код, а не като заместител на собственото мислене. Таблица 1 представя примерни възможности за приложение на AI инструменти в различни учебни дейности по ИТ дисциплини в професионалната гимназия.

Таблица 1. Примерни възможности за приложение на AI инструменти в учебния процес по ИТ дисциплини в професионалната гимназия

Учебна дейност	**AI инструмент (пример)**	**Приложение**
Обучение по програмиране	GitHub Copilot / ChatGPT	Генериране, обяснение и отстраняване на грешки (debugging) в код
Бази данни	AI инструменти за генериране на SQL заявки	Превод от естествен език към SQL заявки, оптимизация на заявки
Електронна търговия	AI чатботове и препоръчващи системи	Симулация на клиентско обслужване, персонализирани препоръки на продукти
Информационни технологии (общо)	AI инструменти за документация и диагностика	Автоматизирано генериране на техническа документация, откриване на неизправности

Източник: авторска разработка

3. Предизвикателства и добри практики за развитие на AI грамотност в професионалната гимназия

Независимо от очевидния потенциал на AI инструментите за обогатяване на учебния процес, тяхното пълноценно и отговорно интегриране в средното професионално образование е съпътствано от редица предизвикателства, които изискват целенасочени и системни решения.

3.1. Основни предизвикателства

Сред основните предизвикателства пред развитието на AI грамотност в професионалната гимназия могат да бъдат откроени следните: готовност на педагогическите специалисти — голяма част от учителите не разполагат с достатъчна методическа подготовка за интегриране на AI инструменти в учебния процес, което налага необходимост от системно повишаване на квалификацията им; липса на единна институционална политика — в много училища все още не съществуват ясни правила за допу-

стимото и недопустимото използване на AI инструменти от учениците, което създава несигурност и различия в практиката на отделните учители; риск от нарушаване на академичната честност — свободният достъп до генеративни AI инструменти повишава риска от неправомерно използване при изготвяне на писмени задания и проектни разработки, без ученикът да развива собствени умения; ограничена техническа обезпеченост — не всички училища разполагат с необходимата техника и стабилен достъп до интернет, което затруднява равнопоставения достъп на всички ученици; и различия в дигиталната готовност на учениците, което изисква диференциран подход при въвеждането на AI грамотност в учебния процес.

Специфично за обучението по програмиране и бази данни е предизвикателството учениците да предават код или SQL заявки, генерирани изцяло от AI инструмент, без да могат да обяснят логиката зад тях при устна проверка. Това затруднява обективната оценка на реалните умения на ученика и налага преосмисляне на формата на практическите задачи — например чрез комбиниране на писмена задача с устна защита на решението или с изисквания за документирано обяснение на всяка стъпка от кода.

3.2. Добри практики и препоръки

Преодоляването на посочените предизвикателства изисква съчетаване на институционални, методически и практически мерки. На институционално ниво е препоръчително разработването на ясна вътрешна политика за използване на AI инструменти, която да определя допустимите форми на приложение при изготвяне на учебни задачи и проекти, както и механизми за проверка на автентичността на ученическата работа.

На методическо ниво добра практика представлява поетапното въвеждане на AI инструменти в учебния процес — от демонстрационно използване от страна на учителя, през контролирано упражняване под негово ръководство, до самостоятелно и отговорно приложение от учениците в рамките на конкретни практически задачи. Особено ефективен подход е обвързването на работата с AI инструменти с реални професионални казуси от съответната специалност, тъй като по този начин учениците едновременно развиват дигитални и професионални компетентности. В обучението по програмиране и бази данни такъв подход може да включва задължителен код ревю (code review) на генерирания от AI код, при който ученикът трябва писмено да обоснове всяка направена промяна или избор.

Не на последно място, изграждането на устойчива AI грамотност изисква непрекъснато повишаване на квалификацията на учителите, обмен на добри практики между училищата и активно сътрудничество с бизнеса, който може да предостави актуална информация за реалното приложение на AI инструментите в съответната индустрия.

4. Заключение

Настоящият доклад разгледа AI грамотността като нова ключова компетентност в контекста на средното професионално образование. Анализът показва, че тази компетентност има комплексен характер, обхващащ технологично разбиране, критично мислене и етично поведение, като нейното съдържание следва да бъде адаптирано съобразно възрастовите особености на учениците в 8-12 клас.

Специфичните условия на практическото обучение в професионалната гимназия предоставят благоприятна среда за развитие на AI грамотност чрез директно обвързване с реални професионални задачи. Същевременно, пълноценното реализиране на този потенциал е обусловено от преодоляването на редица предизвикателства, свързани с готовността на педагогическите специалисти, институционалната политика и техническата обезпеченост на училищата.

Въз основа на направения анализ могат да бъдат изведени следните препоръки: разработване на ясна институционална политика за използване на AI инструменти; системно повишаване на квалификацията на учителите; поетапно и методически обосновано въвеждане на AI инструменти в практическото обучение; и активно сътрудничество с бизнеса с цел актуализиране на учебното съдържание съобразно реалните нужди на съответната индустрия. Изграждането на устойчива AI грамотност сред учениците в професионалното образование е дългосрочна инвестиция в тяхната бъдеща конкурентоспособност на пазара на труда.

Използвани източници

Denny, P., Prather, J., Becker, B. A., Finnie-Ansley, J., Hellas, A., Leinonen, J., Luxton-Reilly, A., Reeves, B. N., Santos, E. A., & Sarsa, S. (2024). Computing Education in the Era of Generative AI. Communications of the ACM, 67(2), 56-67.

Long, D., & Magerko, B. (2020). What is AI Literacy? Competencies and Design Considerations. In Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (pp. 1-16). ACM.

Miao, F., & Holmes, W. (2023). Guidance for generative AI in education and research. Paris: UNESCO.

Ng, D. T. K., Leung, J. K. L., Chu, S. K. W., & Qiao, M. S. (2021). Conceptualizing AI literacy: An exploratory review. Computers and Education: Artificial Intelligence, 2, 100041.

Prather, J., Denny, P., Leinonen, J., Becker, B. A., Albluwi, I., Craig, M., Keuning, H., Kiesler, N., Kohn, T., Luxton-Reilly, A., MacNeil, S., Petersen, A., Pettit, R., Reeves, B. N., & Savelka, J. (2023). The Robots Are Here:

Navigating the Generative AI Revolution in Computing Education. In Proceedings of the 2023 Working Group Reports on Innovation and Technology in Computer Science Education (pp. 108-159). ACM.

Touretzky, D., Gardner-McCune, C., Martin, F., & Seehorn, D. (2019). Envisioning AI for K-12: What Should Every Child Know about AI? Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 33(01), 9795-9799.

ВНЕДРЯВАНЕ НА БИЗНЕС ИНФОРМАЦИОННИТЕ СИСТЕМИ - ПРОБЛЕМИ, ЕФЕКТИВНОСТ И ОЦЕНКИ ЗА ВЪЗВРАЩАЕМОСТ НА ИНВЕСТИЦИИТЕ

Ивайла Петкова[1]

Резюме: *Настоящият доклад разглежда процеса на внедряване на бизнес информационни системи, като акцентира върху основните предизвикателства, факторите за успешно внедряване и оценката на ефективността на инвестициите. Анализирани са особеностите на различните видове бизнес информационни системи и тяхната роля за повишаване на организационната ефективност, оптимизиране на бизнес процесите и подпомагане на управленските решения. Специално внимание е отделено на проблемите, възникващи при внедряването, както и на методите за оценка на възвращаемостта на инвестициите чрез показатели като възвръщаемост на инвестициите (ROI), обща стойност на притежание (TCO) и ключови показатели за ефективност (KPI). На основата на извършения анализ са формулирани изводи относно значението на стратегическото планиране, ангажираността на ръководството и ефективното управление на промяната като предпоставки за успешното внедряване на бизнес информационни системи.*

Ключови думи: *бизнес информационни системи, внедряване, ефективност, възвръщаемост на инвестициите, ROI, ERP системи, управление на промяната.*

JEL: M15, O33

IMPLEMENTATION OF BUSINESS INFORMATION SYSTEMS: CHALLENGES, EFFECTIVENESS, AND RETURN ON INVESTMENT ASSESSMENT

Ivayla Petkova

Abstract: *This paper examines the implementation process of business information systems, focusing on the main challenges, critical success factors, and methods for evaluating investment effectiveness. The study analyzes the characteristics of different types of business information systems and their role in improving organizational efficiency, optimizing business processes, and supporting managerial decision-making. Particular attention is given to the challenges encountered during system implementation, as well as to the methods used for assessing return on investment through indicators such as Return on Investment (ROI), Total Cost of Ownership (TCO), and Key Performance Indicators (KPIs). Based on the conducted analysis, conclusions are drawn regarding the importance of strategic planning, management commitment, and effective change management as essential prerequisites for the successful implementation of business information systems.*

Key words: *Business Information Systems, implementation, effectiveness, Return on Investment (ROI), Enterprise Resource Planning (ERP), change management.*

JEL: M15, O33

[1] Email: ivaylap@yahoo.com, Стопанска Академия „Д. А. Ценов“

1. Въведение

В условията на динамично развиваща се бизнес среда и ускорена цифрова трансформация бизнес информационните системи се утвърждават като ключов фактор за конкурентоспособността и устойчивото развитие на организациите. Чрез интегриране и автоматизиране на бизнес процесите те осигуряват своевременен достъп до информация, подпомагат управленските решения и оптимизират използването на ресурсите. Въпреки значителните ползи, тяхното внедряване е сложен процес, изискващ съчетаване на технологични, организационни и управленски решения.

Успешното внедряване зависи не само от избора на подходяща технология, но и от предварителното планиране, ангажираността на ръководството, участието на потребителите, управлението на организационната промяна и ефективното разпределение на ресурсите. Пренебрегването на тези фактори може да доведе до забавяне, увеличаване на разходите и непостигане на очакваните резултати.

Съществено значение има и оценката на ефективността на направените инвестиции. Чрез показатели като възвръщаемост на инвестициите (ROI), обща стойност на притежание (TCO) и ключови показатели за ефективност (KPI) се оценяват икономическите и организационните ползи от внедряването.

Настоящият доклад разглежда основните предизвикателства при внедряването на бизнес информационни системи, факторите за успешното им реализиране и подходите за оценка на тяхната ефективност и възвръщаемост. Акцентът е поставен върху значението на стратегическото управление и системния подход за постигане на устойчиви организационни резултати.

2. Същност и значение на бизнес информационните системи

2.1. Същност и характеристики на бизнес информационните системи

Бизнес информационните системи (БИС) представляват социотехнически системи, които интегрират информационни технологии, бизнес процеси, данни и човешки ресурси за подпомагане на оперативната дейност, управленските решения и стратегическите цели на организацията. В условията на дигитална трансформация те се утвърждават като основен управленски инструмент, осигуряващ навременна и надеждна информация.

Основна характеристика на БИС е интегрирането на информацията от различни функционални области в единна информационна среда. Това подпомага координацията на бизнес процесите, оптимизирането на работ-

ните потоци и повишаването на прозрачността и ефективността на управлението чрез автоматизация, планиране, контрол и анализ.

С развитието на информационните технологии БИС се превръщат от средство за обработка и съхранение на информация в стратегически ресурс за адаптация към динамичната бизнес среда. Те са съществен елемент от цифровата трансформация, като не само автоматизират процесите, но и създават организационна стойност, конкурентни предимства и предпоставки за устойчиво развитие.

2.2. Основни видове бизнес информационни системи и тяхното значение

Докладът е фокусиран върху три основни вида бизнес информационни системи – системите за управление на ресурсите на предприятието (Enterprise Resource Planning – ERP), системите за управление на взаимоотношенията с клиентите (Customer Relationship Management – CRM) и системите за бизнес анализ (Business Intelligence – BI). Те формират основата на съвременното дигитално предприятие, като осигуряват интегрирано управление на информацията и подпомагат организационните процеси.

ERP системите интегрират и управляват основните бизнес процеси и ресурси, CRM системите подпомагат управлението на взаимоотношенията с клиентите чрез анализ на техните потребности и поведение, а BI системите трансформират натрупаните данни в управленска информация за вземане на стратегически решения.

Интегрираното използване на ERP, CRM и BI системите повишава ефективността на организационното управление, оптимизира ресурсите и създава предпоставки за устойчиво развитие и конкурентоспособност. Това обуславя необходимостта от внимателно планиране и ефективно управление на процеса по тяхното внедряване, който е предмет на следващия раздел.

3. Предизвикателства и фактори за успешно внедряване на бизнес информационните системи

3.1. Процес на внедряване на бизнес информационни системи

Внедряването на бизнес информационни системи е комплексен процес, който включва както технологично решение, така и организационни промени в бизнес процесите и начина на работа. Успехът му зависи от съгласуваността между стратегическите цели, технологичните възможности и реалните потребности на организацията.

Основните етапи обхващат анализ на потребностите и бизнес процесите, дефиниране на изискванията и избор на подходящо решение според неговите функционални възможности, съвместимост, потенциал за разви-

тие и разходи. Следват конфигуриране, миграция и интеграция на данните, както и тестване на системата, като особено значение има качеството на информацията.

Подготовката на персонала чрез обучение и ефективна комуникация подпомага адаптацията към промените и ефективното използване на системата. След внедряването са необходими постоянен мониторинг, анализ на резултатите и оптимизация.

Следователно внедряването следва да се разглежда като непрекъснат управленски процес, съчетаващ технологични, организационни и човешки аспекти, чието ефективно управление създава условия за реализиране на очакваните ползи и ограничаване на рисковете.

3.2. Основни предизвикателства при внедряването

Внедряването на бизнес информационни системи е свързано с редица предизвикателства, които могат да повлияят върху успеха на проекта и постигането на очакваните резултати. Основните затруднения произтичат от недостатъчно планиране, организационни проблеми и неефективно управление.

Сред ключовите фактори е организационната готовност за промяна. Въвеждането на нова система изисква промени в бизнес процесите и начина на работа, а липсата на ясна стратегия и ангажираност от ръководството затруднява адаптацията.

Съществено значение има и човешкият фактор. Недостатъчната информираност, ограниченото участие на служителите и липсата на обучение могат да предизвикат съпротива и да намалят ефективността на системата. Затова са необходими добра комуникация и целенасочена подготовка на персонала.

Технологичните предизвикателства включват интеграцията със съществуващата инфраструктура, миграцията и качеството на данните, както и осигуряването на надеждност и сигурност. Наред с тях, финансовите ограничения могат да доведат до превишаване на бюджета и забавяне при недостатъчно планиране на разходите за внедряване, обучение, поддръжка и развитие.

Следователно успешното внедряване зависи от комплексното управление на организационните, човешките, технологичните и финансовите фактори, което създава условия за устойчиво използване на системата и реализиране на очакваните ползи.

3.3. Критични фактори за успешно внедряване

Успешното внедряване на бизнес информационни системи зависи от комплексното взаимодействие на организационни, технологични и управлен-

ски фактори. То не се определя единствено от избора на подходящо софтуерно решение, а и от ефективното планиране и управление на процеса.

Ключово значение имат ангажираността на висшето ръководство, осигуряването на необходимите ресурси, ясното разпределение на отговорностите и управлението на рисковете. Съществен фактор е и активното участие на крайните потребители, подкрепено от подходящо обучение, което улеснява адаптацията към новата система.

Ефективното управление на организационната промяна чрез своевременна комуникация и информиране на персонала допринася за приемането на новите технологии. Наред с това постоянният мониторинг и последващата оценка позволяват своевременно идентифициране на проблеми и извършване на необходимите подобрения.

Следователно стратегическото планиране, подкрепата на ръководството, ангажираността на потребителите и ефективното управление на промените създават предпоставки за успешно внедряване и устойчиво реализиране на ползите от бизнес информационните системи.

4. Оценка на ефективността и възвръщаемостта на инвестициите

4.1. Необходимост от оценка на ефективността

Внедряването на бизнес информационни системи изисква значителни финансови, технологични и организационни ресурси, поради което оценката на тяхната ефективност е съществен елемент от процеса на управление. Тези проекти следва да се разглеждат като стратегически инвестиции с дългосрочно значение за конкурентоспособността и развитието на организацията, което налага системно проследяване на постигнатите резултати спрямо предварително поставените цели.

Оценката на ефективността определя доколко внедрената система създава реална добавена стойност за организацията. Наред с финансовите резултати тя обхваща подобренията в бизнес процесите, повишаването на производителността, качеството на обслужване на клиентите и възможностите за по-информирано управленско вземане на решения.

Съществена особеност е, че голяма част от ползите не могат да бъдат измерени единствено чрез финансови показатели. Повишената прозрачност на бизнес процесите, по-доброто взаимодействие между организационните звена, подобрената информационна обезпеченост и по-високата удовлетвореност на клиентите също са важни критерии при цялостната оценка на ефективността.

4.2. Основни методи и показатели за оценка

В доклада са разгледани основни подходи за оценка на ефективността на инвестициите в бизнес информационни системи. Комбинираното им

използване позволява по-комплексна и обективна оценка на постигнатите резултати.

Сред широко използваните показатели е възвръщаемостта на инвестициите (Return on Investment – ROI), която определя съотношението между реализираните ползи и направените разходи и позволява да се оцени икономическата стойност на инвестицията.

Друг важен показател е общата стойност на притежание (Total Cost of Ownership – TCO), която обхваща разходите през целия жизнен цикъл на системата, включително инвестициите в софтуер и хардуер, внедряване, обучение, поддръжка, актуализации и развитие.

За оценка на оперативната ефективност се използват ключови показатели за ефективност (Key Performance Indicators – KPI), чрез които се проследяват резултати като производителност, време за изпълнение на процесите, оперативни разходи и качество на обслужването.

Сред останалите методи са нетната настояща стойност (Net Present Value – NPV), която оценява бъдещите финансови ползи от инвестицията, и балансираната система от показатели (Balanced Scorecard – BSC). BSC съчетава финансови и нефинансови критерии, свързани с бизнес процесите, клиентите, персонала и организационното развитие, осигурявайки по-комплексна оценка на ефективността.

4.3. Практическо приложение на методите за оценка

Използването на различни методи за оценка позволява на организациите да формират обективна представа за резултатите от внедряването и степента на постигане на поставените цели. Прилагането само на един показател не е достатъчно, тъй като отделните методи измерват различни аспекти на организационната ефективност.

Комбинираният анализ на ROI, TCO, KPI, NPV и Balanced Scorecard позволява оценяване както на финансовите резултати, така и на влиянието върху бизнес процесите, организационната ефективност и стратегическото развитие. Получените резултати подпомагат ръководството при вземането на решения за допълнителни инвестиции, оптимизация на процесите и развитие на внедрените системи.

Оценката на ефективността следва да се разглежда като непрекъснат процес, а не като еднократен етап след внедряването. Системното проследяване на показателите позволява своевременно откриване на проблеми, оценяване на реализираните ползи и предприемане на коригиращи действия.

Следователно ефективността на бизнес информационните системи следва да се оценява чрез комплексен подход, съчетаващ финансови и нефинансови показатели. Това осигурява по-обективна оценка на резултатите и възвръщаемостта на инвестициите и подпомага стратегическото управление и дългосрочната конкурентоспособност на организацията.

5. Заключение

Внедряването на бизнес информационни системи е стратегически процес, който оказва съществено влияние върху ефективността, конкурентоспособността и устойчивото развитие на организациите. Анализът показва, че успехът му зависи не само от избора на подходящо технологично решение, а от взаимодействието между технологични, организационни и човешки фактори. Ефективното планиране, ангажираността на ръководството, участието на потребителите и управлението на организационната промяна са основни предпоставки за постигане на устойчиви резултати.

Бизнес информационните системи създават възможности за оптимизиране на бизнес процесите, подобряване на информационното обезпечаване и повишаване качеството на управленските решения. За оценка на постигнатите резултати е необходимо използването на комплексен подход, включващ показатели като ROI, TCO, KPI, NPV и Balanced Scorecard, които отчитат както финансовите, така и нефинансовите ефекти от внедряването.

В заключение, бизнес информационните системи следва да се разглеждат не само като технологичен инструмент, а като стратегически ресурс за организационно развитие. Тяхното ефективно внедряване и последваща оценка създават условия за оптимизиране на ресурсите, повишаване на конкурентоспособността и устойчиво развитие в динамична и дигитализираща се бизнес среда.

Използвани източници

Alaskari, O., Pinedo-Cuenca, R., & Ahmad, M. M. (2021). Framework for implementation of enterprise resource planning (ERP) systems in small and medium enterprises (SMEs): A case study. *Procedia Manufacturing*, 55, 424-430.

Finnegan, D.J., Currie, W.L. (2010). A multi-layered approach to CRM implementation: An integration perspective. *European Management Journal*, 28, 153-167.

Leyh, C., Lorenz, A., et al. (2024). Critical Success Factors for ERP Projects Revisited: An Update of Literature Reviews. *Computer Science and Intelligence Systems* (FedCSIS), 39, 131-140

López-Muñoz, J. F., & Escribá-Esteve, A. (2019). An interpretive study on the role of top managers in enterprise resource planning (ERP) business value creation. International *Journal of Information Systems and Project Management*, 7(4), 5-29.

Popovič, A., Turk, T., & Jaklič, J. (2010). Conceptual model of business value of business intelligence systems. *Management: Journal of Contemporary Management Issues*, 15(1), 5-30.

СРАВАНИТЕЛЕН АНАЛИЗ НА ПЛАТФОРМИ ЗА ЕЛЕКТРОННА ТЪРГОВИЯ

Никол Господинова[1]

Резюме: *Докладът сравнява Shopify, WooCommerce, Magento, CloudCart и Seliton по осем критерия. Претеглената оценка извежда Shopify на първо място, но резултатите показват, че изборът трябва да се съобрази с мащаба, ресурсите, пазара и целите на предприятието.*

Ключоеи думи: *електронна търговия, платформи, сравнителен анализ, скалируемост, интеграции*

JEL: L81, M15, O33

COMPORATIVE ANALYSIS OF E-COMMERCE PLATFORMS

Nikol Gospodinova

Abstract: *The paper compares Shopify, WooCommerce, Magento, CloudCart and Selition across eight criteria. The weighted assessment rank Shopify first, white the findings show that platforms selection must reflect each business's scale, resources, target market and growth objectives.*

Key words: *e-commerce, platforms, comparative analysis, scalability, integrations*

JEL: L71, M15, O33

1.Въведение

Електронната търговия се утвърждава като самостоятелна бизнес среда, в която продажбите са свързани с електронни плащания, управление на поръчки и доставки, дигитален маркетинг, анализ на данни и обслужване на клиентите. Тя разширява географския обхват на предприятията и променя начина, по който потребителя сравняват предложения и извършват покупки (Bloomenthal, 2024; Pires et al., 2024). Платформата за електронна търговия затова не е само средство за изграждане на интернет магазин, а инфраструктура, която влияе върху оперативните процеси, разходите и възможностите за растеж.

Разнообразието от решения затруднява избора. Облачните платформи предлагат готова инфраструктура и по-бързо внедряване, решенията с отворен код осигуряват по-голям контрол, а локалните платформи се приспособяват към националните платежни, логистични и регулаторни практики. Един и същ набор от функции има различна стойност за стартиращ ма-

[1] Genadievanikol@abv.bg, Стопанска академия „Д. А. Ценов“, катедра „Бизнес информатика“

газин, развиващо се малко или средно предприятие и голяма организация със сложни процеси.

Целта на доклада е са сравни Shopify, WooCommerce, Magento, CloudCart и Seliton и да оцени приложимостта им според функционалност, лекота на използване, цена, персонализация, интеграции, сигурност, техническа поддръжка и скалируемост. Защитавана е тезата, че глобалните решения имат предимство при разширяемостта и международното развитие, докато локалните платформи предлагат по-добро съответствие с потребностите на българските малки и средни предприятия.

2.Теоретична рамка на електронната търговия

Електронната търговия обхваща покупко-продажбата на стоки и услуги чрез интернет, както и процесите, които позволяват нейното осъществяване: разплащане, обработка на поръчки, управление на доставки и комуникация с клиентите. Понятието е по-тясно от дигиталната търговия, която включва още персонализация, анализ на поведението и координация на дигиталните канали (Cloudmore, 2022). Това разграничение е важно, защото платформите вече се оценяват не само по способността им да приемат поръчки, а и по начина, по който свързват останалите бизнес функции.

Пазарът предлага няколко основни модела. При софтуера като услуга, при доставчикът управлява хостинга, актуализациите и значителната част от сигурността. При решенията с отворен код търговецът получава повече свобода за персонализация, но поема отговорност за техническата среда. Корпоративните системи позволяват сложни разработки и работа с големи каталози, но изискват значителен бюджет и специализиран екип. Локалните облачни решения поставят акцент върху бързото внедряване и готовите връзки с национални куриери, платежни оператори и счетоводни системи.

Развитието на електронната търговия увеличава значението на клиентското преживяване, доверието и качеството на услугата. Изследванията свързват удовлетвореността и лоялността с надеждността на платформата, удобство и качество на взаимодействието (Urdea & Constantin, 2021; Wattoo et al., 2025). Сигурността и интеграциите поради това трябва да се разглеждат като бизнес критерии, а не само като технически характеристики.

3.Методика на сравнителния анализ

Обект на изследването са платформите на електронна търговия, а предмет са техните функционални, технологични и икономически характеристики. Подбрани са три глобално разпространени решения - Shopify,

WooCommerce – и две платформи, ориентирани към българския пазар – CloudCart и Seliton. Данните са систематизирани от официална документация, специализирани публикации и сравнителни анализи.

Всяка платформа е оценена по осем критерия чрез петстепенна скала, при която 1 означава много ниско ниво или съществени ограничения, а 5 – много високо ниво. Критериите получават различна тежест според ролята им за работа на електронния магазин. Най-голямата тежест има функционалност, а лекотата на използване, персонализацията и интеграциите формират по 15% от крайната оценка.

Таблица 1. Критерии и тежести в сравнителната оценка

Критерий	Тежест
Функционалност	20%
Лекота на използване	15%
Цена	10%
Персонализация	15%
Интеграции	15%
Сигурност	10%
Техническа поддръжка	5%
Скалируемост	10%
Общо	100%

Източник: Анализ на автора

Крайната оценка се изчислява като претеглена сума:

КО = (Ф *0,20) + (ЛИ * 0,15) + (Ц * 0,10) + (П* 0,15) + (И * 0,15) + (С * 0,10) + (ТП * 0,05) + (СК * 0,10) **(1)**

където Ф е функционалност, ЛИ – лекота на използване, Ц – цена, П – персонализация, И – интеграции, С – сигурност, ТП – техническа поддръжка, а СК – скалируемост. Стойностите от 4,50 до 5,00 означават добро или задоволяващо представяне.

4.Резултати от оценяването

Таблица 2 представя средните оценки по критериите и крайната претеглена стойност. Shopify получава 4,58 и е единствената платформа в интервала за отлично представяне. Останалите решения попадат в категорията „много добро представяне“ като разликата между WooCommerce,

CloudCart, Magento и Seliton е малка. Подреждането следователно не трябва да се тълкува извън конкретните критерии и зададените тежести.

Таблица2. Сравнителни резултати по платформи

Платформа	Ф	ЛИ	Ц	П	И	С	ТП	СК	КО
Shopify	4,67	5,00	3,00	4,00	5,00	5,00	5,00	5,00	4,58
WooCommerce	4,33	3,00	4,50	5,00	5,00	3,00	4,00	4,00	4,17
Magento	4,67	2,00	2,00	5,00	5,00	5,00	3,50	5,00	4,11
CloudCart	4,00	5,00	4,00	3,00	4,00	5,00	5,00	4,00	4,15
Seliton	3,67	4,00	4,00	4,00	4,00	5,00	5,00	4,00	4,03

*Забележка: Съкращенията са определени под формула **(1)**.*
Източник: Анализ на автора

4.1 Глобални платформи

Shopify заема първо място благодарение на максималните оценки за лекота на използване, интеграции, сигурност, техническа поддръжка и скалируемост. Платформата е подходяща за предприятия, които търсят бързо внедряване, предвидима техническа среда и възможност за растеж. Основното й ограничение е цената: абонаментът, приложенията и допълнителните теми могат да увеличават общите разходи. Персонализацията е добра, но по-дълбоките промени често зависят от приложения или разработка.

WooCommerce се отличава с максимални оценки за персонализация и интеграции и с висока оценка на цена. Отвореният код и връзката с WordPress позволяват широк контрол върху съдържанието и функциите. Тази свобода обаче прехвърля към търговеца отговорността за хостинга, актуализациите, съвместимостта на разширенията и защитата. Решението е подходящо, когато бизнесът разполага с техническа компетентност или външна поддръжка.

Magento има високи резултати за функционалност, персонализация, интеграции, сигурност и скалируемост, но ниски оценки на лекота на използване и цена. Платформата обслужва сложни продуктови каталози и индивидуални процеси и е приложима за средни и големи предприятия. За малък бизнес техническата сложност и разходите за внедряване могат да надхвърлят ползите.

4.2. Платформите за българския пазар

CloudCart съчетава лесно използване, висока сигурност и достъпна техническа поддръжка. Готовите връзки с местни платежни и логистични услуги намаляват времето за стартиране и административната тежест. По-ниската оценка за персонализация показва, че решението е подходящо за малки и

средни предприятия , които отдават по-голямо значение на практичното управление и локалната съвместимост, отколкото на специфични разработки.

Seliton има балансиран профил и високи резултати за сигурност и поддръжка. Платформата е подходяща за организации, които ценят комуникацията на български език и съответствието с националната търговска среда. По-ниската функционална оценка и по-малката екосистема ограничават приложимостта и при сложна международна експанзия, но не намаляват стойността й за бизнес с основен пазар в България.

5. Обсъждане и практически насоки

Резултатите потвърждават, че глобалните и локалните решения предлагат различен тип предимства. Shopify, WooCommerce и Magento осигуряват по-широки екосистеми, повече възможности за международни продажби и по-голям потенциал за разширяване. CloudCart и Seliton намаляват сложността при работа с български куриери, платежни услуги и пазарни практики. Следователно локалната пригодност може да има по-голяма практическа стойност от по-висока обща оценка.

Първата стъпка при избора е да се определи етапът на развитие на бизнеса. Стартиращите предприятия обикновено се нуждаят от бързо внедряване, лесно администриране и достъпна поддръжка. При растеж се увеличава значението на автоматизацията, интеграцията и работата с по-голям обем поръчки. Големите организации се нуждаят от индивидуални процеси, стабилна инфраструктура и техническа гъвкавост.

Цената трябва да се оценява като обща стойност на притежание. Освен абонамента или лицензa тя включва хостинг, приложения, плъгини, сигурност, разработка, обучение, поддръжка и бъдещо надграждане. Ниската начална цена може да доведе до по-високи дългосрочни разходи, ако са необходими множество допълнителни услуги. Обратно, по-високият абонамент може да бъде оправдан , когато включва инфраструктура, готови функции и надеждна поддръжка.

Интеграциите имат пряко отражение върху ефективността. Онлайн магазинът работи с платежни оператори, куриери, счетоводни програми CRM системи, маркетингови инструменти и аналитични платформи. Добрата свързаност намалява ръчната обработка и риска от грешки. Сигурността има същата стратегическа роля, защото проблемите при плащанията или защитата на лични данни могат да доведат до загуба на довереие и прекъсване на продажбите.

Практическата препоръка е платформата да се избира чрез профил на потребностите, а не само чрез общо класиране, Shopify е подходяща за бързо стартиране и последващ растеж; WooCmmerce – за бизнеси, които търсят контрол и работят с WordPress; Magento - за сложни процеси и голям технически ресурс; CloudCart – за малки и предни предприятия, ори-

ентирани към българския пазар; Seliton – за организации, които поставят акцент върху локалната поддръжка и стабилното национално присъствие.

6. Заключение

Сравнителният анализ показва, че не съществува универсално най-добра платформа за електронна търговия. Shopify получава най-висока претеглена оценка и предлага най-балансирано съчетание от лекота на използване, инфраструктура, интеграции и скалируемост. WooCommerce и Magento дават по-голям технически контрол, но изискват повече компетентност и ресурси CloudCart и Seliton показват значението на локалната адаптация за българските малки и средни предприятия.

Основната теза се потвърждава: глобалните платформи имат предимство при разширяемостта, екосистемата и международното развитие, а локалните решения – при съответствието с националните условия и достъпността на поддръжката. Най-подходящият избор зависи от мащаба, техническия капацитет, общите разходи, целевият пазар и плановете за развитие на конкретния бизнес.

Използвани източници

Вълчанова, З. (2025). Българите пазаруват онлайн най-рядко сред страните в ЕС, най-често – ирландците. Investor.bg. https://www.investor.bg/a/515-ikonomika-i-makrodanni/409094-balgarite-pazaruvat-onlayn-nay-ryadko-sred-stranite-v-es-nay-chesto-irlandtsite

Bloomenthal, A. (2024). Ecommerce defined: Types, history, and examples. Investopedia. https://www.investopedia.com/terms/e/ecommerce.asp

Cloudmore. (2022). The difference between digital commerce and e-commerce. https://cloudmore.com/content-hub/the-difference-between-digital-commerce-and-e-commerce

Haan, K. (2023). The best e-commerce platforms. Forbes Advisor. https://www.forbes.com/advisor/business/software/best-ecommerce-platform/

Pires, P. B., Prisco, M., Delgado, C., & Santos, J. D. (2024). A conceptual approach to understanding the customer experience in e-commerce: An empirical study. Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research, 19(3), 1943–1983. https://doi.org/10.3390/jtaer19030096

Urdea, A.-M., & Constantin, C. P. (2021). Exploring the impact of customer experience on customer loyalty in e-commerce. Proceedings of the International Conference on Business Excellence, 15(1), 672–682. https://doi.org/10.2478/picbe-2021-0063

Wattoo, M. U., Du, J., Shahzad, F., & Kousar, S. (2025). Shaping e-commerce experiences: Unraveling the impact of service quality on youth customer behavior in a developing nation. SAGE Open, 15(1). https://doi.org/10.1177/21582440241311786

ИЗПОЛЗВАНЕ НА КОМПЮТЪРНО ЗРЕНИЕ ЗА ПОДПОМАГАНЕ НА СПОРТНОТО ОБУЧЕНИЕ ПО БАСКЕТБОЛ

проф. д.н. Павел Петров[2]
докторант Георги Пенчев[3]

Резюме: *В настоящия доклад е анализирано значението на правилната техника на стрелба в баскетбола, чрез съпоставяне на емпирични правила и биомеханични модели. Предложено е внедряване на компютърно зрение чрез използване на YOLO и стандарта COCO за анализ на позите на тялото в реално време, като са очертани технологичните му предимства и предизвикателства.*

Ключови думи: *баскетбол, компютърно зрение, COCO, YOLO, пози, реално време.*

JEL: Z20, O30, C88

USING COMPUTER VISION TO SUPPORT BASKETBALL SPORTS TRAINING

Prof. DSc Pavel Petrov[1]
PhD student Georgi Penchev[2]

Abstract: *This report analyzes the importance of proper shooting technique in basketball by comparing empirical rules with biomechanical models. It proposes the implementation of computer vision using YOLO and the COCO standard for real-time body pose analysis, while outlining the associated technological advantages and challenges.*

Key words*: basketball, computer vision, COCO, YOLO, poses, real-time.*

JEL: Z20, O30, C88

1. Въведение

Баскетболът е сложна игра, която освен висока физическа издръжливост, технически умения и бърза тактическа мисъл, изисква добри умения за успешни попадения в коша. В крайна сметка, за победата е важно колко коша са вкарани.

В САЩ, където, според някои проучвания, баскетбола е на второ място по популярност след американския футбол и преди бейзбола, при обучение, освен базовия метод за стрелба по коша, известен като BEEF (Balance, Elbow, Eyes, Follow), се следват съветите и на редица практици.

Така например, световноизвестния баскетболист Майкъл Джордан е дал следната препоръка (Chris, 2023), известна като Правилото за „Тройно-

[2] petrov@ue-varna.bg, Икономически университет – Варна
[3] georgi.penchev@ue-varna.bg, Икономически университет – Варна

то 90“ (Triple 90): в момента, в който се вдигне топката в позиция за стрелба (на англ. "set point"), тялото трябва да образува три прави ъгъла от 90 градуса: 1) Под мишницата - ъгъл от 90 градуса между торса и горната част на ръката (рамото е повдигнато). 2) В лакътя - ъгъл от 90 градуса между горната част на ръката и пред мишницата (ръката трябва да образува перфектна форма на буквата "L"). 3) В китката - китката трябва да е напълно пречупена назад под ъгъл от 90 градуса спрямо пред мишницата, още преди да започне движението нагоре.

Посочената препоръка може да се приеме за базова при обучението по този спорт, тъй като е известно, че основните тренировки на Майкъл Джордан са били за вкарване на кошове - на ден е трябвало да вкара между 500 и 1000 топки в коша от различни позиции (броели са се само вкараните, а не изстреляните топки). Според личната му статистика, е имал успеваемост 70-80%. Джордан има известно твърдение, с което обосновава важността на самата техника (Jordan, 1994): "Можеш да тренираш стрелба по осем часа на ден, но ако техниката ти е грешна, тогава просто ставаш много добър в стрелбата по грешния начин. Промени основите и нивото на всичко, което правиш, ще се повиши." В тази връзка ние сме съгласни с него и приемаме, че повторението не води до съвършенство, а само затвърждава навиците – както добрите, така и лошите.

2. Видове стрелби в баскетбола

Класификацията на видовете стрелби в баскетбола разделя опитите за стрелба от игра на базата на различни механики и дистанции, за да се оценят ефективността на играчите и тактическото представяне. Според дистанцията, техниката на изпълнение и ситуацията на терена обикновено се групират в две категории - основни (фундаментални) и напреднали (сложни). Първите изискват усвояване на стабилна и чиста техника на изпълнение, а вторите изискват добро овладяване на баланса на тялото, контрол над топката (дрибъл) и способности за стрелба под засилен натиск от страна на защитник.

Сред основните категории стрелби са:

- Стрелба от място (Set Shot) - Класическа стрелба с две ръце или една водеща, при която краката не се отделят високо от земята. Използва се най-вече при наказателни удари (Free Throws).

- Стрелба с отскок (Jump Shot/Jumper) - Играчът отскача вертикално нагоре и освобождава топката в най-високата точка на отскока, за да преодолее защитник.

- Поднасяне (Layup) - Стрелба от близко разстояние (под коша), при която играчът се приближава с разбег на крачки и поднася топката в таблото или директно в ринга.

- Стрелба от движение (Catch and Shoot): Улавяне на топката след пас и незабавна стрелба, преди защитата да е реагирала.

Казаното от Майкъл Джордан и баскетболните треньори за правилото за „Тройното 90“ (Triple 90) се отнася до биомеханиката и перфектната механична позиция на тялото при първите две категории.

Сред напредналите категории стрелби (според платформи за баскетболни анализи на САЩ) са:

- Забиване (Dunk) - завършек на атака, при който играчът скача високо и забива топката директно в коша с една или две ръце.

- Стрелба с отдръпване (Fadeaway/Pull-up/Step-back) - Стрелба с отскок, при която играчът умишлено скача назад, далеч от защитника, за да създаде пространство (често използвано от Майкъл Джордан).

- Кука (Hook Shot / Skyhook) - Дъгообразна стрелба с една ръка, при която тялото на нападателя е обърнато странично към коша, за да блокира защитника с другото рамо.

- Стрелба след отклонение / крачка назад (Step-back / Sidestep) - Играчът прави рязка крачка назад или настрани по време на дрибъл, за да заблуди защитника и веднага стреля.

- Флоутър / „Сълза“ (Floater / Tear Drop) - Висока, параболична стрелба с една ръка от малко разстояние, използвана обикновено от по-ниски играчи, за да прехвърлят по-високи защитници, които блокират.

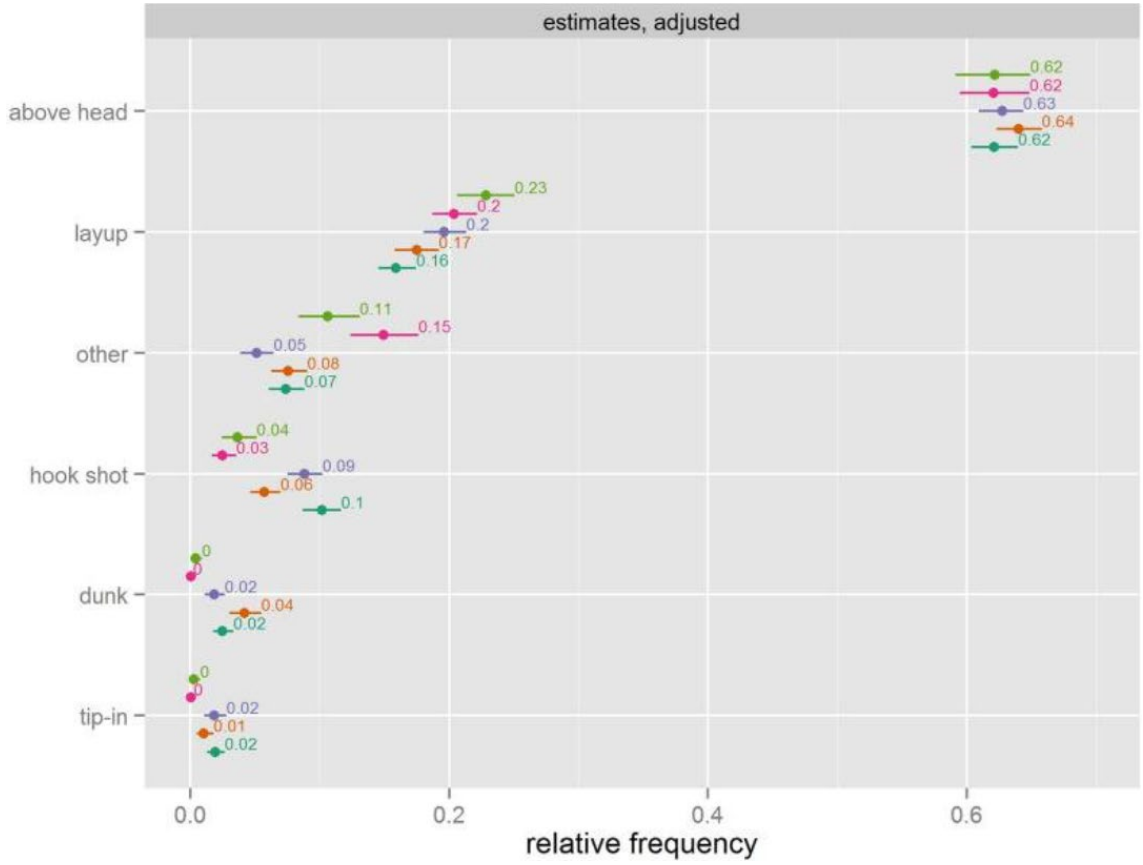
- Алей-уп (Alley-oop) - Улавяне на подадена топка във въздуха и незабавно отбелязване чрез полагане или забивка преди приземяване.

- Добавка (Tip-in / Putback) - Докосване на топката с върха на пръстите във въздуха след офанзивна борба и насочването ѝ директно в коша.

Съществуват и други варианти и наименования, но горепосочените са достатъчни, за да направим извода, че за от някои от тези категории не е подходящо използване на компютърно зрение при обучението. Според някои изследвания за NBA и Euroleague, най-често се изпълнява above head, което често се изпълнява от jump shot (виж фиг.1) (Erčulj & Štrumbelj, 2015).

Според други изследователи (Svoboda et al., 2024), за да се стабилизират и автоматизират елементите на баскетболната техника, тя трябва да се изпълнява правилно още от началните етапи на процеса на обучение. Стрелбата със скок се счита за най-важния вид стрелба, като е еднакво ефективна в различни ситуации на игрището. Не всички техники са най-подходящи за всеки играч, тъй като съществуват различия в двигателните и морфологичните характеристики. В посоченото изследване се прави опит да се създаде кинематичен модел на стрелбата със скок и на стрелбата с една ръка от място, като се анализират кинематичните параметри на горните крайници, параметрите на отскока на баскетболиста и ъгълът на траекторията на топката. Установено е, че кинематичният модел на тези два вида стрелба се различава значително, при което е установено, че стрелба-

та с една ръка от място е технически правилен метод, чието изпълнение се препоръчва, докато играчът не достигне ниво на двигателни умения, позволяващо правилното изпълнение на стрелбата със скок.



Фигура. 1. Честота по категории изстрели в състезания на NBA (The National Basketball Association), EURO (The Euroleague), SLO1 (The top-tier Slovenian national league), U16 (The Under-16 Slovenian boys Youth) и U14 (Under-14 Slovenian boys Youth)
Източник: (Erčulj & Štrumbelj, 2015)

3. Възможности за използване на компютърно зрение при обучение на баскетбол

Според нас, бързото и точно определяне в реално време на ъглите в ставите на лакътя, торса, коляното и глезена в момента на освобождаване на топката при успешни и неуспешни опити за стрелба могат да помогнат при обучението и да подобрят резултатността. Подобно становище се споделя и от някои специалисти, например доц. д-р Илко Илиев - ръководител катедра "Езиково обучение и спорт" при Икономически университет – Варна при направени лични консултации и от техни публикации (Vasilev & Iliev, 2023; Vasilev & Iliev, 2024).

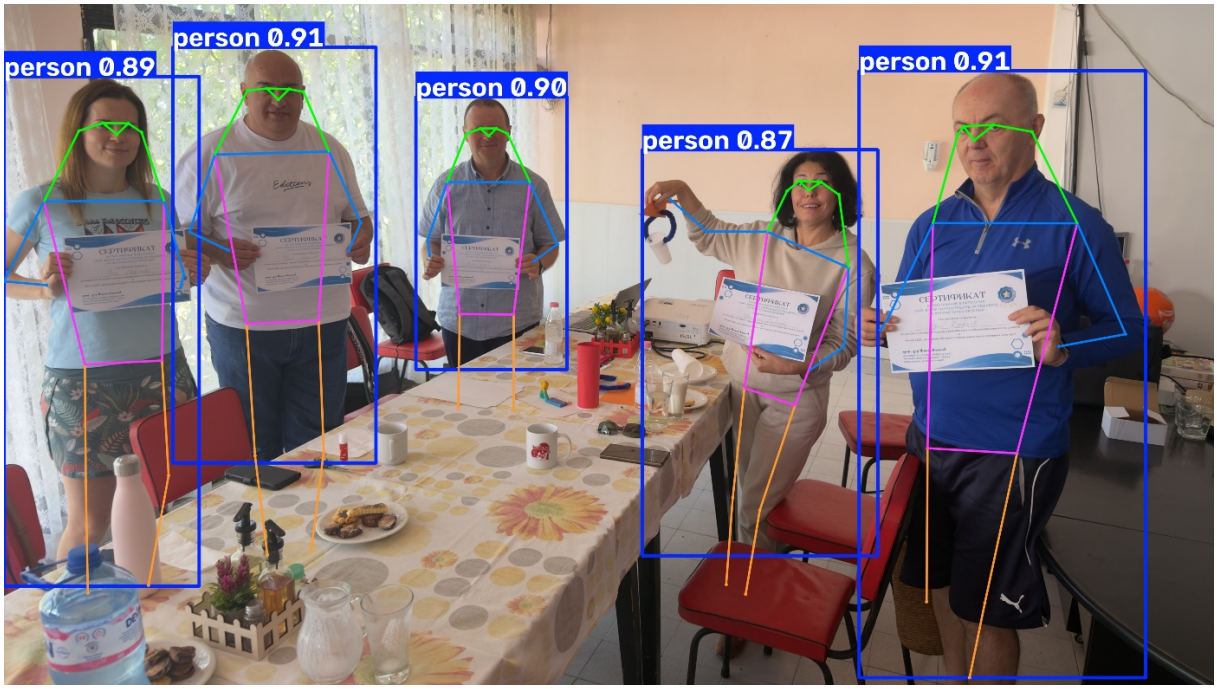
В тази връзка, прилагането на компютърно зрение в баскетбола може да даде възможност за анализ на тренировките в реално време или на видеозапис, без необходимост да се използват неудобни сензори, поставени по тялото. Основните направления, в които се прилага компютърно зрение са: откриване и проследяване на играчи и топката, класифициране на отиграванията и събития, анализ на техниката на стрелба, генериране на структурирани данни за целите на анализите, треньорската дейност, излъчването по телевизия и обучението на модели.

Подходящо за целите на обучението е използване на модули за определяне на позата на тялото - автоматично определяне на местоположението на главата, ставите и крайниците, за да може да се изчисляват кинематични характеристики (Karlik, 2024), като ъгли и други резултантни параметри, имащи връзка с успеваемостта при изпълнението на удари, в зависимост от ъгъла на излитане на топката, правилната ѝ траектория във въздуха и оптималната скорост.

За определяне на основните параметри на позата на обучаемия, може да се използват анатомичните ключови точки по стандарта COCO (Common Objects in COntext, https://cocodataset.org/), първоначално създаден от Microsoft (Lin et al., 2014).

Чрез него може да се използва стандартизирана схема от 17 отличителни точки (маркери) върху човешкото тяло, която да се използва за оценка на човешката поза (human pose estimation). Съвременните модели за машинно обучение чрез компютърно зрение, като например YOLO, OpenPose, MediaPipe, Vision Transformers и др. използват този формат за проследяване, картографиране и анализиране на движенията и стойката на тялото. 17-те ключови точки на COCO и техният ред са следните: 0 - Нос; 1, 2 - Ляво око/Дясно око; 3, 4 - Ляво ухо/Дясно ухо; 5, 6 - Ляво рамо/Дясно рамо; 7, 8 - Ляв лакът/Десен лакът; 9, 10 - Лява китка/Дясна китка; 11, 12 - Ляво бедро/Дясно бедро (тазобедрена става); 13, 14 - Ляво коляно/Дясно коляно; 15, 16 - Ляв глезен/Десен глезен. Когато даден модел засече тези точки, всяка една от тях се записва като тройка от стойности (x, y, v) - хоризонталната и вертикалната позиция на ставата или частта от човешкото тяло в пиксели и флаг за видимост (v - Visibility), който указва дали точката се вижда: 0 - не се вижда, 1 - маркирана е, но е скрита зад обект или друга част от тялото, но позицията ѝ е анатомично предвидена, и 2 - маркирана е и се вижда. На тази база може да се формира скелета чрез фиксиран набор от връзки (линии), които съединяват точките. Например, свързва се лявото рамо (5) с левия лакът (7) и левия лакът (7) с лявата китка (9).

На фиг.2 и 3 са показани резултати от използването на YOLO ver.8 върху примерни изображения. В началото се разпознават отделните обекти (оградени с правоъгълници), а после се определят позите. При наличие на много обекти, които се застъпват, има пропуски в разпознаването на обектите.



Фигура 2. Обработка на статично изображение с няколко обекта с YOLOv8 за определяне на пози
Източник: авторова обработка



Фигура 3. Обработка на статично изображение с много обекти с YOLOv8 за определяне на пози
Източник: авторова обработка

На база данните от обработка на видео чрез сегментиране на обекти и определяне на пози, може да се изчисляват следните параметри (Wu, 2025):

1) Свързани с движението на топката - скорост, въртене, точка на освобождаване, височина на траекторията, време на полет, ъгъл на изстрелване, ъгъл на навлизане в коша и др.

2) Свързани с тялото на обучавания - ъгъл в коляното, ъгъл в тазобедрената става, ъгъл в лакътя, ъгъл при освобождаване, ъгъл в глезена, ъгъл в рамото, височина на лакътя, височина при освобождаване и др.

Количественото измерване и натрупване на тези пространствено-времеви показатели може да послужи за реализацията на индивидуален подход при подготовката на състезатели. Наличието на подобни масиви от данни може да даде възможност за създаването на персонален дигитален профил на стрелбата, съобразен с антропометричните особености на всеки обучаван, тъй като синхронизирането на тези два потока от данни може да установи точната корелация между биомеханиката на стрелеца и крайната парабола на изстрела. Това, от своят страна, може да осигури обективен математически модел за идентифициране на грешки в стойката при стрелба с топката още в момента на тренировка.

4. Заключение

В настоящето изследване са разгледани някои класическите методи за обучение – като принципа BEEF и емпиричното правило за „Тройното 90“ на Майкъл Джордан, както и някои съвременни кинематични модели и инструменти за компютърно зрение. Установена е необходимостта от строго диференциран подход при усвояването на стрелбата от място и стрелбата със скок. Могат да бъдат изведени следните основни изводи: Повторението в тренировъчния процес при баскетбола трябва да е обвързано с правилна биомеханика и изграждане на двигателни навици, за да е налице последваща успеваемост на играчите. Интегрирането на компютърно зрение в тренировъчния процес (чрез модели като YOLO и стандарта COCO за 17-те анатомични ключови точки) може да реши проблема с детайлния биомеханичен анализ, тъй като позволява безконтактно, прецизно и достъпно извличане на кинематични данни в реално време. Тестването на модела YOLO върху статични изображения демонстрира висока ефективност при детекция на позите, но същевременно очертава и текущите ограничения при обработката на сцени с висока плътност и застъпване на обектите, което при тренировки не е от съществено значение, за разлика от реалните игрови ситуации в баскетбола.

В заключение, използването на компютърно зрение при обучението по баскетбол има потенциал за модернизиране на методиката в спорта, тъй като систематичното проследяване на физическите параметри на тялото (ъгли в ставите, точка на освобождаване и др.) и характеристиките на топката (траектория, скорост и др.) предоставя на треньорите обективни и структурирани данни. Необходими са бъдещи изследвания за динамично проследяване на видео потоци, за да се постигне максимална точност в реална тренировъчна среда. На тази база може да се разработи цялостна информационна система, обработваща данните, получавани от моделите за компютърно зрение, която да подпомага треньорите в тяхната работа по обучение на играчите.

Използвани източници

Erčulj, F., & Štrumbelj, E. (2015). Basketball shot types and shot success in different levels of competitive basketball. PloS one, 10(6), e0128885. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0128885

Jordan, M. (1994). I Can't Accept Not Trying: Michael Jordan on the Pursuit of Excellence. Harper San Francisco. ISBN 9780062511904

Karlik, Bekir & Hawamdah, Musa. (2024). Artificial Intelligence enhanced kinematic analysis of basketball free throws. Journal of Physical Education and Sport, 24(12), pp.2216-2222. https://doi.org/10.7752/jpes.2024.12321

Lin, T. Y., Maire, M., Belongie, S., Hays, J., Perona, P., Ramanan, D., & Zitnick, C. L. (2014). Microsoft COCO: Common objects in context. In European conference on computer vision. Cham: Springer International Publishing, pp.740-755. https://www.microsoft.com/en-us/research/wp-content/uploads/2014/09/LinECCV14coco.pdf

Svoboda, I., Bon, I., Rupčić, T., Cigrovski, V., & Đurković, T. (2024). Defining the Quantitative Criteria for Two Basketball Shooting Techniques. Applied Sciences, 14(11), 4460. https://doi.org/10.3390/app14114460

Vasilev, J., & Iliev, I. (2023). Digital competences, dependencies between mental indicators and defensive tactical performance indicators for students playing basketball. TEM Journal, 12(1), pp. 445-451. https://doi.org/10.18421/TEM121-54

Vasilev, J., & Iliev, I. (2024). Influence of personal and reactive anxiety on personality characteristics, cognitive abilities and performance of

basketball actions. Studies in Business and Economics, 19(2), pp.263-273. https://doi.org/10.2478/sbe-2024-0037

Wu, Y., Xie, X., Yu, L., Ruan, X., Li, R., Cheng, L., & Wu, Y. (2025). From Sports Videos to Immersive Training: Augmenting Human Motion to Enrich Basketball Training Experience. In Proceedings of the 38th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology, pp.1-17. https://doi.org/10.1145/3746059.3747762