

ISSN 0323-9004

Народно стопански архив

Свищов, година LXXIX книга 1 - 2026

**Търговски отношения между Грузия и ЕС:
влиянieto на задълбочената и всеобхватна
зона за свободна търговия върху
икономическата интеграция**

**Апробиране на модели за прогнозиране цените
на петрола**

**Ефективно и мащабируемо осигуряване
на временни жилища при отчитане
на общополезни икономически фактори**

**Регионални диспаритети при банковото
жилищно кредитиране в България**

**Структурни предизвикателства и развойни
тенденции на медийния пазар в Грузия:
ключови участници, пазарен обхват и бизнес
модели**

СТОПАНСКА АКАДЕМИЯ „Д. А. ЦЕНОВ“



СВИЩОВ

РЕДАКЦИОНЕН СЪВЕТ:

Проф. д-р Теодора Димитрова – главен редактор
Проф. д-р Светослав Илиев – зам.-главен редактор
Доц. д-р Михаил Чиприянов
Доц. д-р Жельо Вѣтев
Доц. д-р Искра Пантелеева
Доц. д-р Пламен Йорданов
Доц. д-р Пламен Петков
Доц. д-р Анатолий Асенов
Доц. д-р Сергей Радуканов

МЕЖДУНАРОДЕН СЪВЕТ:

Проф. д-р ик.н. Михаил А. Ескиндаров – Финансов университет при Правителството на Руската федерация, Москва (Русия).
Проф. д-р ик.н. Григоре Белостечник – Молдовска академия за икономически изследвания, Кишинев (Молдова).
Проф. д-р ик.н. Михаил Ив. Зверяков – Одески държавен икономически университет, Одеса (Украйна).
Проф. д-р ик.н. Андрей Крисоватий – Тернополски национален икономически университет, Тернопол (Украйна).
Проф. д-р Кен О'Нийл – Университет Ълстер (Ирландия)
Проф. д-р Ричард Торп – Университет Лийдс (Великобритания)
Проф. д-р ик.н. Елена Непочатенко – Умански национален аграрен университет, Уман (Украйна)
Проф. д-р ик.н. Дмитрий Лукьяненко – Киевски национален икономически университет "Вадим Гетман", Киев (Украйна)
Доц. д-р Мария Стефан – Университет "Валахия", Търговище (Румъния)
Доц. д-р Анисоара Дуика – Университет "Валахия", Търговище (Румъния)
Доц. д-р Владимир Климух – Брановички държавен университет, Бранович (Беларус)

Екип за техническо обслужване:

Технически секретар: Елена Петкова
Стилов редактор: Анка Танева
Превод английски: ст. преп. Венцислав Диков и ст. преп. д-р Маргарита Михайлова

Адрес на редакцията:

5250 Свищов, ул. „Ем. Чакъров” 2
Проф. д-р Теодора Димитрова – главен редактор
☎ (+359) 631 66 201
Елена Петкова – технически секретар
☎ (+359) 631 66 201, e-mail: nsarhiv@uni-svishtov.bg
Благовеста Борисова – компютърен дизайн
☎ (+359) 882 552 516, e-mail: b.borisova@uni-svishtov.bg
Милена Александрова – компютърен дизайн
☎ (+359) 888 303 402, e-mail: m.aleksandrova@uni-svishtov.bg

Отпечатването на списанието за 2026 г. се осъществява с безвъзмездната финансова помощ на Фонд “Научни изследвания” – Договор ДНП № КП-06-НП7-66 по конкурс “Българска научна периодика – 2026 г.”

© Академично издателство „Ценов” – Свищов
© Стопанска академия „Димитър А. Ценов” – Свищов

НАРОДНОСТОПАНСКИ АРХИВ

ГОДИНА LXXIX, КНИГА 1 – 2026

СЪДЪРЖАНИЕ

Гига Абусеридзе

Търговски отношения между Грузия и ЕС: влиянието на задълбочената и всеобхватна зона за свободна търговия върху икономическата интеграция /3

Пламен Парушев

Апробиране на модели за прогнозиране цените на петрола /14

Ерик Шьоне

Ефективно и мащабируемо осигуряване на временни жилища при отчитане на общополезни икономически фактори /32

Инна Борозенкова

Регионални диспаритети при банковото жилищно кредитиране в България /41

Оксана Войнцева

Структурни предизвикателства и развойни тенденции на медийния пазар в Грузия: ключови участници, пазарен обхват и бизнес модели /56

АПРОБИРАНЕ НА МОДЕЛИ ЗА ПРОГНОЗИРАНЕ ЦЕНИТЕ НА ПЕТРОЛА

Пламен Георгиев Парушев

ВТУ „Св. св. Кирил и Методий“ – гр. Велико Търново

E-mail: D1634@sd.uni-vt.bg, Plamen_Parushev@abv.bg

Резюме: Настоящото изследване е насочено към прогнозиране цените на петрола чрез прилагане на няколко количествени модела – подвижни средни, трендова проекция, Монте Карло симулации и авторегресионни модели. Анализът обхваща периода от 12.05.2024 г. до 12.05.2025 г., с дневна честота, като са използвани исторически данни за цените на петрола от сорта *Brent*. За модела с подвижни средни са изчислени и сравнени класическите показатели за точност – средна абсолютна грешка (MAD), средноквадратична грешка (MSE), корен от средноквадратичната грешка (RMSE) и средна абсолютна процентна грешка (MAPE). При трендовата проекция оценката е извършена чрез стандартна грешка, относителна стандартна грешка и средна абсолютна процентна грешка (APE). За Монте Карло симулациите и авторегресионните модели акцентът е поставен върху параметрите на процеса, прогнозните стойности и доверителните интервали, без да се използва пълният набор от класически показатели за грешка. Получените резултати показват, че подвижните средни с по-кратък период осигуряват по-ниска грешка, докато по-дългите периоди водят до изглаждане, но и до загуба на точност. Трендовата проекция и Монте Карло симулациите допълват анализа с по-широк сценарен поглед, а авторегресионните модели демонстрират добра предсказателна способност при краткосрочни прогнози. Това подчертава значението от комбиниран подход при моделиране динамиката на цените на петрола и предлага основа за по-надеждни прогнози в условията на пазарна несигурност.

Ключови думи: цена на петрола, *Brent*, подвижни средни, трендова проекция, Монте Карло симулации, авторегресионни модели, прогнозиране.

Тази статия се **цитира**, както следва: **Парушев, П. (2026)**. Апробиране на модели за прогнозиране цените на петрола. Народностопански архив, (2), с. 14-31.

JEL: C22, C15, C53, Q41.

URL: nsarhiv.uni-svishtov.bg

DOI: <https://doi.org/10.58861/tae.ea-nsa.2026.1.02.bg>

* * *

Въведение

Прогнозирането на цените на петрола е сред най-значимите теми в икономическите и финансовите изследвания поради ключовата роля на суровината в глобалната икономика. В условията на нарастваща пазарна нестабилност, породена от кризата с COVID-19 и геополитическите сътресения като войната между Русия и Украйна, предсказването на динамиката на цените придобива още по-голямо значение за инвеститори, правителства и бизнес среди. Именно на тази база се определя **актуалността** на разработката.

Предмет на изследването са методите за прогнозиране на цените на петрола чрез подвижни средни, трендова проекция, Монте Карло симулации и авторегресионни модели.

Целта е да се изследва и оцени ефективността на избрани статистически и симулационни модели за прогнозиране на цените на петрола.

За постигане на тази цел са формулирани следните **задачи**:

- ✓ да се направи преглед на литературата по темата за прогнозиране цените на петрола;
- ✓ да се приложат подвижни средни за изглаждане и прогнозиране;
- ✓ да се изследва трендовата проекция като инструмент за прогнозиране;
- ✓ да се използва методът на Монте Карло за симулация на бъдещи стойности;
- ✓ да се приложат авторегресионни модели за прогнозиране;
- ✓ да се сравнят резултатите чрез показатели за точност (MAD, MSE, RMSE, MAPE);
- ✓ да се формулират изводи за приложимостта на различните методи в условията на пазарна нестабилност.

***Тезата на изследването** е, че използването на комбинация от класически и симулационни модели (подвижни средни, трендова проекция,*

Монте Карло и авторегресионни модели) позволява да се получат по-точни и надеждни прогнози за цените на петрола в условията на висока несигурност.

1. Преглед на съществуващите модели за прогнозиране на цените на петрола

Прогнозирането на цените на петрола има ключово значение както за световната икономика, така и за отделните национални стопанства. Като стратегическа суровина, петролът влияе пряко върху инфлацията, енергийната сигурност и конкурентоспособността на индустрията. Ценовите колебания често се предизвикват от комбинация от икономически, политически и геополитически фактори, което прави задачата по прогнозиране особено сложна. Последните години показаха ясно уязвимостта на петролните пазари – пандемията от COVID-19 предизвика исторически спад на търсенето и дори временен отрицателен ценови шок, докато войната между Русия и Украйна доведе до резки ценови пикове и значителни сътресения на енергийните пазари. В този контекст надеждните модели за прогнозиране на цените на петрола предоставят ценна информация за правителства, компании и инвеститори, като подпомагат вземането на решения в условия на изключителна несигурност и динамика.

Класическите статистически методи за прогнозиране на цените на петрола заемат централно място в икономическата и енергийна литература, тъй като предлагат относително лесни за прилагане и интерпретация инструменти. Сред тях се открояват моделите от типа **ARIMA (Auto Regressive Integrated Moving Average)**, които комбинират авторегресионни зависимости и подвижни средни за улавяне на сложни времеви динамики в ценовите редове. Друг широко използван подход е **експоненциалното изглаждане**, което придава по-голяма тежест на по-скорошните наблюдения и позволява гъвкаво прогнозиране при наличието на тренд или сезонност. Към тях се добавят и **подвижните средни (Moving Averages – MA)**, които изглаждат краткосрочните колебания и открояват дългосрочните тенденции в ценовото развитие. Въпреки че тези методи често се критикуват за ограничена способност да улавят внезапни шокове, тяхната простота и стабилност ги правят важна отправна точка в анализа и прогнозирането на петролните пазари (Hamilton, 2009).

ARIMA моделите са особено популярни. Например в проучване от 2016 г. Tularam&Saeed сравняват експоненциално изглаждане (ES), метод на Холт-Уинтърс (HW) и модел ARIMA при прогнозиране на цените на WTI суров петрол, като установяват, че ARIMA (2,1,2) дава най-точни

результати. В сходен анализ за Уралски петрол използването на ARIMA (0,1,1) се оказва надежден подход за краткосрочна прогноза, особено в контекста на войната в Украйна и COVID-19.

Експоненциално изглаждане (Single и Double ES, Holt-Winters) също често се прилага при енергийни пазари. То придава по-голяма тежест на последните наблюдения и е добре адаптирано към времеви серии с тренд или сезонност.

Подвижни средни (МА) служат като прост и ефикасен инструмент за изглаждане на ценовите данни, особено в контекста на ARIMA модели, където МА компонентата помага да се улавят случайните флуктуации.

Симулационните модели и подходите, базирани на сценарии, се утвърждават като ценен инструмент при анализа и прогнозирането на цените на петрола, особено в условията на висока несигурност и силна волатилност на пазарите. Методът на Монте Карло например позволява генериране на множество възможни траектории на бъдещи цени чрез използването на случайни величини, като по този начин се отчита вероятностният характер на процеса и се предоставя диапазон от възможни стойности, вместо единна точкова прогноза. Това е особено важно в контекста на външни шокове – като пандемията от COVID-19 или войната в Украйна – които правят традиционните модели по-малко надеждни. От друга страна, трендовите проекции се използват за улавяне на дългосрочни тенденции в динамиката на цените, като опростяват анализа и позволяват идентифициране на доминиращата посока на развитие на пазара. Макар и по-елементарни от гледна точка на математическа сложност, тези подходи често се използват като отправна точка за по-сложни модели и предоставят ценна основа за сравнение и верификация на резултатите от други методи.

Монте Карло симулации се използват ефективно за моделиране на бъдещи ценови пътеки под неопределеност. Alquist конструира прогнози чрез Монте Карло интеграция, използвайки **10 000 итерации**, което потвърждава надеждността на този подход в макроикономическия анализ (Alquist, 2011).

Геометрично брауново движение (GBM), комбинирано с Монте Карло, също е доказан инструмент. Авторите Nwafor и Oyedele (Nwafor & Oyedele, 2017) прилагат този метод за прогнозиране на цената на суровия петрол, като показват, че GBM-моделирането осигурява по-точни резултати в сравнение с наивни стратегии и извършват симулации за оценка на риска на бюджетно ниво (например за Нигерия).

Трендовите модели се основават на предположението, че историческите движения на цените съдържат устойчива тенденция, която може

да бъде екстраполирана в бъдещето. Те се използват често при прогнозиране на цените на петрола, когато изследователите целят да оценят дългосрочните равнища и посоки на промяна, без непременно да се акцентира върху краткосрочните колебания. Основно предимство на този подход е неговата простота и интерпретируемост, което позволява сравнително лесно сравнение с други методи на прогнозиране. Въпреки това, при резки сътресения на пазара, като геополитически конфликти или кризи в търсенето, резултатите могат да бъдат ограничени (Hamilton, 2009).

През последното десетилетие все по-голямо внимание в прогнозите за цените на петрола се отделя на *методите на машинното обучение и изкуствения интелект*. Тези подходи надграждат върху класическите статистически модели, като позволяват обработка на големи обеми от данни, включително нефинансови индикатори като новинарски публикации, социални медии и геополитически фактори. Невронните мрежи, моделите на дългата краткосрочна памет (LSTM) и дълбокото обучение показват висока ефективност при улавяне на нелинейни зависимости и сложни динамики на пазара. По този начин те предлагат по-голяма точност в краткосрочните прогнози, макар и с по-висока изчислителна сложност (Yu, Wang, & Lai, 2008).

През последните години се утвърждава тенденцията за използване на *хибридни модели, които комбинират предимствата на класическите статистически методи и мощта на изкуствения интелект*. Тези подходи се основават на идеята, че статистическите модели (например ARIMA или експоненциално изглаждане) могат да уловят линейните зависимости в данните, докато алгоритмите на машинното обучение и невронните мрежи по-добре се справят с нелинейните и динамични процеси. Така хибридните модели осигуряват по-стабилни и надеждни прогнози за цените на петрола, особено в условия на висока волатилност и структурни промени на пазара (Zhang, Patuwo, & Hu, 1998).

В обобщение, изследванията в областта на прогнозирането на цените на петрола показват три основни направления. Класическите статистически методи като ARIMA, експоненциално изглаждане и подвижни средни продължават да бъдат надеждна отправна точка, особено за краткосрочни прогнози. Моделите, базирани на симулации и сценарии, включително Монте Карло и трендовите проекции, предлагат гъвкавост при оценката на несигурността и дългосрочните тенденции. От своя страна съвременните подходи с машинно обучение и изкуствен интелект демонстрират значителни предимства в улавянето на сложни, нелинейни зависимости и динамики на пазара. Така се оформя картина на нарастваща интеграция между класическите и модерните техники, която обещава по-точни и адаптивни прогнози за бъдещото движение на цените на петрола.

2. Методологическа рамка

2.1. Подвижни средни

Като базов подход за прогнозиране на цените на петрола е използван методът на **простите подвижни средни (Simple Moving Average, SMA)**. Той позволява изглаждане на ценовите флуктуации и улавяне на подлежащите тенденции, като средната стойност на цената се изчислява върху предварително зададен брой наблюдения (прозорец). Методът на подвижните средни е един от най-често използваните подходи за изглаждане на времеви редове и за идентифициране на тенденции (Cryer&Chan, 2008).

В изследването са апробирани следните варианти:

- MA(10), MA(20), MA(30) – краткосрочни подвижни средни, чувствителни към бързи промени в пазара;
- MA(40), MA(50), MA(60) – средносрочни подвижни средни, комбиниращи стабилност и относителна реактивност;
- MA(70), MA(80), MA(90), MA(100) – дългосрочни подвижни средни, които изглаждат ценовите движения и са по-подходящи за улавяне на трайни тенденции.

Този набор от подвижни средни позволява да се оцени как изборът на различен прозорец влияе върху прогнозната точност и стабилността на модела. Сравнението на резултатите е направено чрез статистическите метрики **RMSE** и **MAPE**, като по този начин се осигурява обективна оценка на представянето на всеки модел.

RMSE (Root Mean Squared Error) – средноквадратичната грешка измерва средната големина на грешките между прогнозните и реалните стойности. Тя се изчислява като корен квадратен от средната стойност на повдигнатите на квадрат разлики:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (\hat{y}_t - y_t)^2},$$

където:

y_t са реалните стойности;

$\hat{y}_t$ – прогнозните стойности;

n – броят на наблюденията.

Колкото по-ниска е стойността на RMSE, толкова по-точна е прогнозата. RMSE е особено полезен, защото поставя по-голяма тежест върху по-големите грешки, което позволява да се открият моделите, които правят сериозни отклонения.

Колкото по-ниска е стойността на RMSE, толкова по-точна е прогнозата. RMSE е особено полезен, защото поставя по-голяма тежест върху

по-големите грешки, което позволява да се открият моделите, които правят сериозни отклонения.

Средна абсолютна процентна грешка (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) измерва средната грешка между прогнозните и реалните стойности в процентно изражение. Тя се изчислява по формулата:

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right|,$$

където:

y_t са реалните стойности;

$\hat{y}_t$ – прогнозните стойности;

n – броят на наблюденията.

MAPE позволява резултатите да се интерпретират лесно, тъй като показва средната грешка като процент от реалната стойност. Например $MAPE = 5\%$ означава, че прогнозите на модела средно се отклоняват с 5% от реалните цени.

2.2. Трендова проекция

Друг използван метод за прогнозиране на цените на петрола е **трендовата проекция**. Тя се основава на допускането, че историческото движение на времевия ред може да бъде описано чрез определена функционална зависимост, която отразява основната тенденция в данните. Трендовата проекция е сред основните методи за анализ на времеви редове, позволяваща откриване и екстраполация на дългосрочни тенденции в динамиката на наблюдаваните данни (Gujarati&Porter, 2009).

В най-общ вид моделът на трендова проекция се формулира като:

$$y_t = f(t) + \varepsilon_t,$$

където:

y_t е стойността на времевия ред в момент t ;

$f(t)$ – трендовата функция (линейна, експоненциална, полиномиална);

ε_t – случаен остатък.

Възможни са различни форми на трендови функции:

Линеен тренд: $y_t = \alpha + bt$, който предполага постоянна скорост на изменение на цената;

Експоненциален тренд: $y_t = \alpha e^{bt}$, подходящ при ускорен растеж или спад;

Полиномиален тренд: $y_t = \alpha + bt + ct^2$, който позволява да се улавят по-сложни нелинейни динамики.

Параметрите на моделите са оценени чрез метода на най-малките квадрати (OLS). Качеството на прогнозите е оценено чрез стандартните

метрики RMSE и MAPE, както и чрез визуален анализ на отклоненията между реалните и прогнозните стойности.

Трендовата проекция е особено подходяща при анализ на цените на петрола, тъй като въпреки значителните краткосрочни колебания пазарът следва определени дългосрочни тенденции. Те често са резултат от фактори като глобално търсене и предлагане, технологично развитие в добива, политиката на ОПЕК, както и макроикономическите условия. Чрез използването на подходяща трендова функция е възможно да се отдели основната траектория на развитие от случайния шум. Това позволява изграждане на по-стабилни прогнози за бъдещото движение на цените, особено в средносрочен и дългосрочен план.

2.3. Монте Карло симулация

Важен подход за прогнозиране на цените на петрола е **Монте Карло симулация**. Методът се основава на многократно генериране на случайни сценарии чрез използване на вероятностни разпределения, с цел да се оцени диапазонът на възможните бъдещи стойности. Монте Карло симулациите са утвърден метод за моделиране на стохастични процеси и намират широко приложение във финансите и анализа на времеви редове (Kroese et al., 2014).

Този подход е особено подходящ при прогнозиране на цените на петрола, тъй като пазарът се характеризира с висока волатилност и влияние на множество външни фактори, които трудно могат да бъдат описани чрез чисто детерминистични модели. Основната идея на метода е, чрез голям брой случайно генерирани сценарии да се създаде вероятностно разпределение на бъдещите стойности на цената. Така вместо да се получи една единствена прогноза, Монте Карло симулацията позволява да се определи диапазон от възможни резултати и тяхната вероятност. Това предоставя на изследователя не само очаквана прогноза, но и информация за риска от екстремни колебания.

Динамиката на цената на петрола S_t се описва чрез стохастично диференциално уравнение:

$$dS_t = \mu S_t dt + \sigma S_t dW_t,$$

където:

S_t е цената на актива в момент t ;

μ – очакваната доходност;

σ – волатилността (стандартно отклонение на доходностите);

W_t – стандартно броуново движение (Стохастичен процес на Винер).

Дискретизираната форма, използвана за симулации, е:

$$S_{t+1} = S_t * \exp\left(\left(\mu - \frac{\sigma^2}{2}\right)\Delta t + \sigma\sqrt{\Delta t} * Z_t\right),$$

където:

$Z_t \sim N(0,1)$ е стандартна нормално разпределена случайна величина.

За всеки ден от хоризонта на прогнозата се симулира нова стойност на цената на петрола. След многократно повторение (например 10 000 симулации) се получава вероятностно разпределение на бъдещите цени.

Това позволява:

- да се изчислят **о차кваните стойности** на бъдещата цена;
- да се определят **интервали на доверие** (например 95%);
- да се оцени рискът от големи колебания.

2.4. Авторегресионни модели

Авторегресионните модели се утвърждават като фундаментален метод в анализа на времеви редове, именно поради тяхната способност да описват вътрешната зависимост на данните и да осигуряват надеждна основа за прогнози (Box, Jenkins, Reinsel, & Ljung, 2016).

Авторегресионните модели са сред най-често използваните инструменти в анализа на времеви редове, поради своята гъвкавост и способност да улавят вътрешната динамика на процесите. Те са особено ефективни при данни, които демонстрират зависимост от собствените си предходни стойности, каквито са и цените на суровия петрол. Използването на модели от различен ред позволява да се изследва влиянието както на краткосрочните, така и на по-дългосрочните лагове върху текущите цени. По този начин се изгражда по-изчерпателна представа за структурата на времевия ред, което допринася за по-точни прогнози и намаляване на риска от систематични грешки.

В изследването са апробирани **авторегресионни модели (AR)** с различна дълбочина на лаговете – от AR(1) до AR(10). Основната идея на тези модели е, че текущата стойност на времевия ред зависи от собствените му минали стойности. Общата форма на AR(p) модел е:

$$y_t = \alpha + \beta_1 y_{t-1} + \beta_2 y_{t-2} + \dots + \beta_p y_{t-p} + \varepsilon_t,$$

където:

y_t е стойността на времевия ред в момент t ;

α – константен член;

β_t – параметри на модела;

ε_t – стохастичен остатък (бял шум).

Параметрите α и β са оценени чрез метода на най-малките квадрати (OLS). Постепенното увеличаване на реда на модела от 1 до 10 позволява да се изследва влиянието на по-отдалечените лагове върху динамиката на

цените на петрола. За оценка на прогнозната способност на различните AR модели са използвани стандартните метрики RMSE и MAPE.

3. Приложение на моделите за прогнозиране цените на петрола

3.1. Прогнозиране цените на петрола чрез подвижни средни

В анализа са приложени подвижни средни с различна дължина на периода – от 10 до 100 дни. Този метод позволява изглаждане на краткосрочните колебания и извеждане на основната тенденция в динамиката на цените. Кратките подвижни средни реагират по-бързо на настъпващи промени, докато дългите изглаждат колебанията и акцентират върху дългосрочните движения.

Таблица 1
Трендова проекция на цената на петрола (12.05.2024 – 12.05.2025)

MA_{10}	62,60
MA_{20}	64,28
MA_{30}	65,54
MA_{40}	67,18
MA_{50}	67,78
MA_{60}	68,87
MA_{70}	69,80
MA_{80}	70,77
MA_{90}	71,70
MA_{100}	71,94

Резултатите показват, че при по-кратки периоди (напр. MA_{10}) прогнозните стойности са по-ниски и по-близки до текущите пазарни колебания. С нарастване на периода на усредняване (MA_{50} – MA_{100}) прогнозите се изглаждат и се повишават, като се доближават до дългосрочната възходяща тенденция. Това потвърждава свойството на метода на подвижните средни да редуцира влиянието на краткосрочните флукуации и да подчертава общото направление в динамиката на цените.

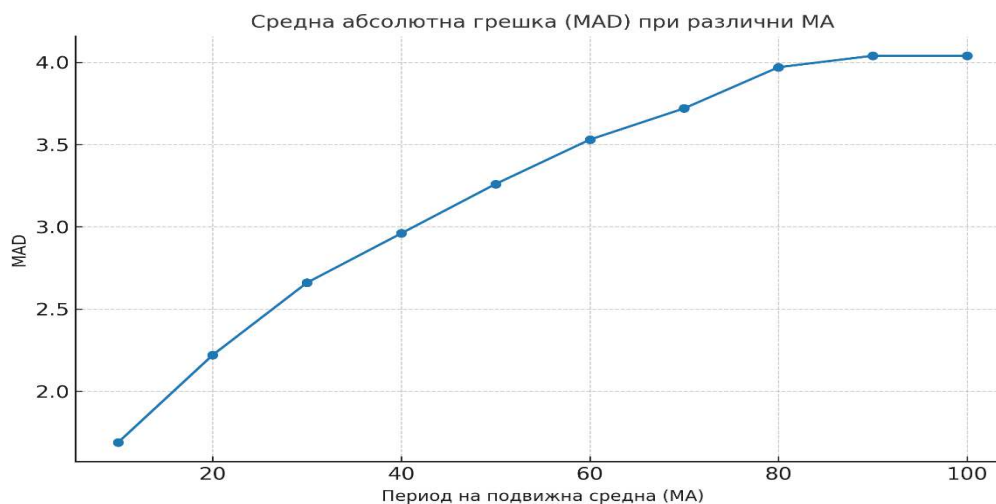
От таблицата ясно се вижда (вж. Таблица 2), че при по-кратки периоди на подвижни средни (MA_{10} и MA_{20}) стойностите на MAD са значително по-ниски (съответно 1,69 и 2,22), което показва по-добра точност на прогнозата спрямо реалните данни.

Таблица 2

Средна абсолютна грешка (MAD) при различни периоди на подвижни средни ($MA_{10} - MA_{100}$)

$MAD MA_{10}$	1,69
$MAD MA_{20}$	2,22
$MAD MA_{30}$	2,66
$MAD MA_{40}$	2,96
$MAD MA_{50}$	3,26
$MAD MA_{60}$	3,53
$MAD MA_{70}$	3,72
$MAD MA_{80}$	3,97
$MAD MA_{90}$	4,04
$MAD MA_{100}$	4,04

С увеличаване на периода на изглаждане стойностите на MAD постепенно нарастват и достигат около 4,00 при MA_{90} и MA_{100} . Това е очакван резултат, тъй като дългосрочните подвижни средни изглаждат колебанията, но за сметка на това намаляват чувствителността към краткосрочните промени и увеличават грешката на прогнозата.



Фигура 1. Средна абсолютна грешка (MAD) при различни периоди на подвижни средни ($MA_{10} - MA_{100}$)

Данните показват, че при по-кратки периоди на подвижните средни ($MA_{10} - MA_{20}$) стойностите на MSE са сравнително ниски (съответно 4,75

и 7,94), което отразява по-добро приближение към реалните цени (вж. Таблица 3).

Таблица 3

Средноквадратична грешка (MSE) при различни периоди на подвижни средни ($MA_{10} - MA_{100}$)

$MSE MA_{10}$	4,75
$MSE MA_{20}$	7,94
$MSE MA_{30}$	10,86
$MSE MA_{40}$	13,53
$MSE MA_{50}$	16,73
$MSE MA_{60}$	20,26
$MSE MA_{70}$	22,78
$MSE MA_{80}$	25,51
$MSE MA_{90}$	25,42
$MSE MA_{100}$	24,83

С нарастването на периода на изглаждане стойностите на MSE нарастват значително, достигайки пик при MA_{80} (25,51). След MA_{80} се наблюдава леко понижение на MSE (MA_{90} и MA_{100}), което показва известно стабилизиране, но въпреки това дългосрочните подвижни средни остават по-неточни от краткосрочните (вж. Таблица 2).

При най-кратките подвижни средни (MA_{10} и MA_{20}) стойностите на RMSE са съответно 2,18 и 2,82, което показва по-висока точност на прогнозата.

Таблица 4

Корен от средноквадратична грешка (RMSE) при различни периоди на подвижни средни ($MA_{10} - MA_{100}$)

$RMSE MA_{10}$	2,18
$RMSE MA_{20}$	2,82
$RMSE MA_{30}$	3,30
$RMSE MA_{40}$	3,68
$RMSE MA_{50}$	4,09
$RMSE MA_{60}$	4,50
$RMSE MA_{70}$	4,77
$RMSE MA_{80}$	5,05
$RMSE MA_{90}$	5,04
$RMSE MA_{100}$	4,98

С увеличаване на периода на изглаждане грешката нараства постепенно и достига максимум при MA_{80} (5,05). При MA_{90} и MA_{100} се забелязва леко намаление на RMSE, но въпреки това стойностите остават по-високи в сравнение с краткосрочните средни. Това потвърждава, че по-късите подвижни средни са по-подходящи за краткосрочно прогнозиране, докато по-дългите изглаждат прекомерно данните и водят до по-големи отклонения.

В изследването са използвани както **средноквадратична грешка (MSE)**, така и **корен от средноквадратична грешка (RMSE)**. MSE измерва средната стойност на квадрата на грешките и е особено чувствителна към по-големи отклонения. RMSE от своя страна представлява квадратен корен от MSE и има предимството, че грешката се изразява в същите единици като прогнозирания показател (в случая цената на петрола). Използването на двата показателя позволява по-пълна и надеждна оценка на точността на прогнозните модели.

Стойностите на MAPE показват, че най-точни прогнози се получават при по-кратките подвижни средни. При MA_{10} грешката е едва 2,29%, докато при MA_{20} тя достига 2,99%. С увеличаване на периода на изглаждане MAPE нараства постепенно и при MA_{100} достига 5,77% (вж. Таблица 5).

Таблица 5

Средна абсолютна процентна грешка (MAPE) при различни периоди на подвижни средни ($MA_{10} - MA_{100}$)

MAPE MA_{10}	2,29%
MAPE MA_{20}	2,99%
MAPE MA_{30}	3,63%
MAPE MA_{40}	4,08%
MAPE MA_{50}	4,55%
MAPE MA_{60}	4,96%
MAPE MA_{70}	5,27%
MAPE MA_{80}	5,65%
MAPE MA_{90}	5,76%
MAPE MA_{100}	5,77%

Тези резултати потвърждават наблюденията от предходните показатели (MAD, MSE и RMSE), според които по-кратките подвижни средни предлагат по-добра прогнозна точност, докато дългосрочните изглаждат прекомерно колебанията и водят до по-високи грешки.

3.2. Прогнозиране цените на петрола чрез трендова проекция

Таблицата представя параметрите на изчислената линейна трендова проекция (вж. Таблица 6). Стойността на константата ($\alpha = 83,83$) и коефициентът на наклон ($\beta = -0,06$) показват, че тенденцията е слабо низходяща, тъй като β е отрицателен, макар и близо до нула. Прогнозната стойност ($TP = 67,55$) отразява изчисления тренд.

Таблица 6

Резултати от трендовата проекция и оценка на точността

α	83,83
β	-0,06
TP	67,55
AD TP	2,59
SE TP	6,69
RSE TP	2,59
APE TP	3,98%

По отношение на грешките средната абсолютна девиация ($AD = 2,59$) и средната абсолютна процентна грешка ($APE = 3,98\%$) свидетелстват за сравнително добра точност на прогнозата. Стандартната грешка ($SE = 6,69$) и коренът от средноквадратичната грешка ($RSE = 2,59$) също подсказват, че моделът улавя основната динамика, макар и с известни отклонения.

Като цяло трендовата проекция показва адекватност на използвания модел, но отрицателният наклон β индикира леко намаляваща тенденция в дългосрочен план.

3.3. Прогнозиране цените на петрола чрез Монте Карло симулация

Зададените параметри показват, че за еднокдневния хоризонт се очаква слабо отрицателно изменение в динамиката на показателя, но при относително умерена волатилност ($\sigma = 1,79\%$).

Таблица 7

Параметри за Монте Карло симулация

S	64,96
μ	-0,10%
σ	1,79%
σ^2	0,03%
Δt	1
Start Date	12.05.2025
End Date	13.05.2025

$S = 64,96$ – начална стойност на прогнозирания показател;
 $\mu = -0,10\%$ – средна очаквана доходност/изменение за периода (отрицателната стойност показва лек низходящ тренд);
 $\sigma = 1,79\%$ – стандартно отклонение, което отразява волатилността на показателя;
 $\sigma^2 = 0,03\%$ – дисперсия, мярка за разсейването на стойностите около средната;
 $\Delta t = 1$ – времеви интервал на симулацията (една стъпка);
Start Date = 12.05.2025, End Date = 13.05.2025 – обхват на прогнозирания период.

Това създава база за провеждане на Монте Карло симулация, при която чрез голям брой случайни сценарии може да се оцени вероятното разпределение на бъдещите стойности на прогнозата.

Резултатите от симулацията показват (вж. Таблица 8), че прогнозната цена на петрола е **64,90 USD**, с изключително тесен 95% доверителен интервал (**64,88 – 64,92**).

Таблица 8

**Резултати от Монте Карло симулацията за цената на петрола
(10 000 итерации)**

S	64,90
Симулирана σ	1,16
Брой симулации	10000,00
Стандартна грешка	0,012
Горна граница (95%)	64,92
Долна граница (95%)	64,88

Това означава, че при зададените параметри и висока бройка симулации моделът прогнозира минимална несигурност в краткосрочен план. Получената стандартна грешка (0,012) допълнително потвърждава надеждността на симулацията.

Интересен момент е сравнението между входните параметри и резултатите от симулацията. Входната волатилност е ($\sigma = 1,79\%$), а симулираната – $\sigma = 1,16\%$. Начално зададената σ отразява историческата променливост на цената на петрола за избрания период. Получената по-ниска симулирана σ означава, че в повечето симулации колебанията около средната стойност са по-слаби. Това може да се дължи на: краткия времеви

хоризонт на симулацията (1 ден), стабилността на последните наблюдавани данни „усредняването“ на резултатите при 10 000 повторения.

Средна прогнозна цена е ($S = 64,90$ USD). Много близка до текущата наблюдавана цена, което подсказва, че за краткосрочен хоризонт (1 ден) моделът не предвижда значими отклонения.

Доверителният интервал е 95%, диапазон: 64,88 – 64,92 USD. Изключително тесен интервал, което е индикатор за висока стабилност на модела. В дългосрочен хоризонт обаче този интервал би се разширил значително.

Стандартната грешка е 0,012. Много ниска стойност, гарантираща надеждност на симулацията. Показва, че дори при многократно повторение на анализа резултатът ще бъде почти идентичен.

Симулацията чрез Монте Карло потвърждава стабилността на цените на петрола в краткосрочен план. По-ниската симулирана волатилност спрямо историческата може да се обясни с краткия хоризонт и големия брой повторения, които изглаждат случайните отклонения.

3.4. Прогнозиране цените на петрола чрез Авторегресионни модели

За да се оцени прогностичната способност на авторегресионните модели, бяха приложени последователно AR(1) до AR(10). Тези модели позволяват да се анализира връзката между текущите стойности на времевия ред и неговите изоставащи стойности. В Таблица 9 са представени оценените параметри на константата (α), авторегресионният коефициент (β), както и прогнозните стойности на цената.

Таблица 9

Резултати от авторегресионни модели (AR(1) – AR(10))

	AR-1	AR-2	AR-3	AR-4	AR-5	AR-6	AR-7	AR-8	AR-9	AR-10
α	1,66	3,22	4,82	6,26	7,63	8,59	9,40	9,96	10,28	10,31
β	0,98	0,96	0,93	0,91	0,89	0,88	0,87	0,86	0,86	0,85
Прогноза	65,13	65,29	65,46	65,59	65,73	65,79	65,84	65,85	65,84	65,84

Коефициентът β (авторегресионен параметър) намалява постепенно от 0,98 (AR(1)) до 0,85 (AR(10)). Това показва, че с увеличаване на лага зависимостта на текущата стойност от предходните намалява. **Коефициентът α (константа)** расте значително с увеличаване на порядъка на модела (от 1,66 при AR(1) до 10,31 при AR(10)). Това компенсира намаляващата тежест на β .

Всички прогнози са в сравнително тесен диапазон (65,13 – 65,85 USD). С нарастването на лага прогнозната стойност леко се увеличава, след което се стабилизира около 65,8–65,9 USD. Моделите AR(1)–AR(3) са по-прости и показват по-силна автокорелация, докато по-високите (AR(7)–AR(10)) изглаждат влиянието и дават сходни резултати. Практически това означава, че по-сложните AR модели не носят съществено подобрене спрямо по-ниските лагове. Авторегресионните модели прогнозират относително стабилна цена на петрола около **65,8 USD**, като по-сложните модели (AR(7)–AR(10)) не водят до значителна промяна спрямо AR(3) или AR(4).

Заклучение

Прогнозирането на цените на петрола е особено предизвикателен процес, предвид динамиката на световните енергийни пазари и влиянието на множество фактори – икономически, политически и технологични. В настоящата разработка бяха приложени и сравнени няколко подхода: подвижни средни, трендова проекция, Монте Карло симулации и авторегресионни модели.

Резултатите показаха, че всеки метод има своите предимства и ограничения. Подвижните средни предоставят добро изглаждане и краткосрочна прогноза, но при по-дълги периоди водят до по-голяма грешка. Трендовата проекция се оказва полезна за улавяне на дългосрочни тенденции, макар и да не отчита внезапни пазарни сътресения. Монте Карло симулациите показаха своята сила в моделирането на несигурността и изграждането на вероятностни сценарии. Авторегресионните модели демонстрираха добра прогностична сила, особено при краткосрочни хоризонти, като отразяват автокорелационната структура на времевите редове.

Сравнителният анализ по показатели като MAD, MSE, RMSE и MAPE показва, че комбинацията от методи би могла да доведе до по-надеждни прогнози, отколкото използването само на един модел. Това потвърждава тезата, че интегрирането на класически статистически подходи със симулационни модели осигурява по-устойчиви резултати в условията на висока пазарна нестабилност.

В заключение, изследването подчертава, че прогнозирането на цените на петрола следва да се базира на гъвкави и адаптивни методологии, които съчетават различни инструменти, за да се отчете комплексната природа на пазара. Перспективи за бъдещи изследвания се откриват в прилагането на съвременни модели на машинно обучение и изкуствен интелект, които биха могли да надградят класическите статистически методи и да допринесат за по-прецизни прогнози.

Използвани източници

- Alquist, R. (2011). How important is the global financial cycle? Evidence from capital flows. *International Finance Discussion Papers*, 1022. Board of Governors of the Federal Reserve System.
<https://www.federalreserve.gov/pubs/ifdp/2011/1022/ifdp1022.pdf>
- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2016). *Time-series analysis: Forecasting and control* (5th ed.). Wiley.
- Cryer, J. D., & Chan, K. S. (2008). *Time series analysis: With applications in R* (2nd ed.). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-75959-3>
- Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (2009). *Basic econometrics* (5th ed.). McGraw-Hill.
- Hamilton, J. D. (2009). *Causes and Consequences of the Oil Shock of 2007–08*. *Brookings Paper on Economic Activity*, 40(1), 215–261.
<https://doi.org/10.1353/eca.0.0047>
- Hamilton, J. D. (2009). *Causes and consequences of the oil shock of 2007–08*. *Brookings Paper on Economic Activity*, 2009(1), 215–261.
<https://doi.org/10.1353/eca.0.0047>
- Kroese, D. P., Brereton, T., Taimre, T., & Botev, Z. I. (2014). *Why the Monte Carlo method is so important today*. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, 6(6), 386–392.
<https://doi.org/10.1002/wics.1314>
- Nwafor, C., & Oyedele, I. (2017). Simulation of crude oil prices using Geometric Brownian Motion (GBM). *European Journal of Business and Management*, 9(18), 56–66.
https://researchonline.gcu.ac.uk/files/24776117/Simulation_of_Crude_Oil_Prices_EJBM_Vol.9_No.pdf
- Yu, L., Wang, S., & Lai, K. K. (2008). Forecasting crude oil price with an EMD-based neural network ensemble learning paradigm. *Energy Economics*, 30(5), 2623–2635. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2008.05.003>
- Zhang, G. P., Patuwo, B. E., & Hu, M. Y. (1998). Forecasting with artificial neural networks: The state of the art. *International Journal of Forecasting*, 14(1), 35–62. [https://doi.org/10.1016/S0169-2070\(97\)00044-7](https://doi.org/10.1016/S0169-2070(97)00044-7)

Пламен Парушев е докторант в катедра „Икономическа теория и международни икономически отношения“, ВТУ „Св. св. Кирил и Методий“ – Велико Търново, България. **Научни интереси:** международни пазари, цени, търговия, надзор на пазара, контрол на качеството на течните горива, правни въпроси и аспекти на търговските и пазарни отношения между (икономическите оператори, потребителите) и др.