

О. В. КУЗЬМЕНКО

аспірант кафедри штучного інтелекту, моделювання та статистики
Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана
ORCID: 0009-0002-1271-9293

АНАЛІЗ ТА ПОРІВНЯННЯ ДЕЯКИХ МОДЕЛЕЙ DATA SCIENCE В КОНТЕКСТІ ЇХ ЗАСТОСУВАННЯ ДЛЯ МАКРОЕКОНОМІЧНОГО ПРОГНОЗУВАННЯ

Проведено огляд деяких моделей Data Science, які можуть бути використані для сучасного макроекономічного прогнозування. У статті здійснено огляд і практичне порівняння сучасних моделей Data Science, які можуть бути використані для макроекономічного прогнозування в умовах зростаючої нестабільності та структурних змін економіки. Основну увагу приділено аналізу можливостей поєднання класичних економетричних підходів із методами машинного навчання з метою підвищення точності прогнозів макроекономічних показників. Для емпіричного дослідження використано реальний часовий ряд номінального валового внутрішнього продукту, сформований на основі кварталних статистичних даних.

У межах дослідження побудовано та проаналізовано три прогнозні моделі: класичну авторегресійну інтегровану модель ковзного середнього (ARIMA), ансамблеву модель градієнтного бустингу (Gradient Boosting Regressor, GBR) та багатошарову перцептронну нейронну мережу (Multilayer Perceptron, MLP). Вихідну вибірку поділено на навчальну та тестову частини, що дало змогу об'єктивно оцінити якість прогнозування поза межами навчальних даних. Для порівняльного аналізу результатів застосовано стандартні показники точності прогнозу – середньоквадратичну помилку (RMSE) та середню абсолютну помилку (MAE).

Окрему увагу приділено дослідженню бустингових підходів як інструменту підвищення прогностичної здатності класичних часових моделей. Зокрема, розглянуто можливість покращення результатів ARIMA шляхом інтеграції з методами машинного навчання. На основі отриманих результатів визначено найбільш перспективний тип і специфікацію моделі, яка демонструє кращу точність прогнозу порівняно з традиційними економетричними підходами та має значний потенціал для подальшого вдосконалення.

Практична цінність дослідження полягає у формуванні методологічної основи для застосування інструментів Data Science в макроекономічному аналізі та прогнозуванні, що є особливо актуальним у контексті стратегічного планування та економічного відновлення України в середньо- та довгостроковій перспективі.

Ключові слова: макроекономічне прогнозування, Data Science, машинне навчання, часові ряди, ARIMA, градієнтний бустинг, нейронні мережі, валовий внутрішній продукт.

O. V. KUZMENKO

Postgraduate Student at the Department of Artificial Intelligence,
Modeling and Statistics
Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman
ORCID: 0009-0002-1271-9293

ANALYSIS AND COMPARISON OF SELECTED DATA SCIENCE MODELS IN THE CONTEXT OF THEIR APPLICATION TO MACROECONOMIC FORECASTING

This article presents a review and practical comparison of selected Data Science models that can be applied to modern macroeconomic forecasting. The study focuses on the use of these models under conditions of increasing economic instability and structural changes. Particular attention is paid to analyzing the potential for combining classical econometric approaches with machine learning methods in order to improve the accuracy of macroeconomic forecasts. The empirical analysis is based on a real time series of nominal gross domestic product constructed using quarterly statistical data.

Within the framework of the study, three forecasting models were developed and analyzed: the classical Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) model, the ensemble Gradient Boosting Regressor (GBR), and the Multilayer Perceptron (MLP) neural network. The original dataset was divided into training and test samples, which allowed for an objective evaluation of forecasting performance on out-of-sample data. Standard forecast accuracy measures, including Root Mean Squared Error (RMSE) and Mean Absolute Error (MAE), were used for comparative analysis of the results.

Special attention is given to the investigation of boosting approaches as tools for enhancing the predictive capabilities of classical time series models. In particular, the potential for improving ARIMA-based forecasts through integration with machine learning techniques is examined. Based on the obtained results, the most promising model type and specification were identified, demonstrating higher forecasting accuracy compared to traditional econometric approaches and significant potential for further improvement.



© О. В. Кузьменко, 2026

Стаття поширюється на умовах відкритої ліцензії CC BY 4.0

The practical significance of the study lies in the development of a methodological framework for applying Data Science tools in macroeconomic analysis and forecasting. This is especially relevant in the context of strategic planning and the economic recovery of Ukraine in the medium- and long-term perspective.

Key words: macroeconomic forecasting, Data Science, machine learning, time series, ARIMA, gradient boosting, neural networks, gross domestic product.

Постановка проблеми

У сучасному нестабільному економічному середовищі важливо знати траєкторію економічного зростання (спаду) національної економіки, адже саме вона визначає подальшу якість та рівень життя абсолютно всіх економічних агентів. Саме тому макроекономічний прогноз є важливим, проте водночас і складним явищем, адже врахувати всі детермінанти, які впливатимуть на значення того чи іншого макроекономічного показника, часом просто неможливо.

Дуже часто макроекономічне прогнозування зводиться до звичайного економетричного моделювання та подальшого прогнозування на основі побудованої регресійної (авторегресійної) моделі. Проте в епоху накопичення великої кількості різноманітних даних, бурхливого розвитку систем штучного інтелекту, змінюються також і підходи до прогнозування макроекономічних показників. Це дослідників повертає до важливої проблеми отримання більш якісного прогнозу на основі моделей, які нам пропонує сучасна наука про дані (Data Science).

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Дослідники активно аналізують різні методи та підходи до макроекономічного прогнозування та шукають шляхи покращення макроекономічних прогнозів саме в контексті розвитку моделей машинного навчання.

Результати досліджень, проведених вітчизняними та зарубіжними науковцями, вказують на те, що пошуки ідеального ансамблю моделей для прогнозування макроекономічних показників ще тривають (хоча вибір найкращої моделі можна здійснити лише шляхом тестування на конкретних часових рядах). В контексті розвитку систем штучного інтелекту та різноманітних ШІ-агентів, моделі прогнозування взагалі виходять на новий рівень свого розвитку.

Аламінос Д., Белен-Салас М. та Фернандес-Гамес М. [1] вивчали у своїх дослідженнях як методи глибокого машинного навчання можуть покращити прогноз зростання ВВП та як це допомагає досягнути макроекономічної стабільності в найближчій перспективі.

Куломб Ф., Леру М. та Стеванович Д. показали у своїй праці [2] як мінімізується помилка прогнозу, якщо використовувати саме методи машинного навчання для прогнозу економічного розвитку порівняно зі стандартними макроеконометричними методами.

Каррієро А., Петтенуццо Д., Шекхар Ш. дослідили макроекономічне прогнозування саме за допомогою великих LLM-моделей, яке дає змогу автоматизувати процес та звести вплив суб'єктивних оцінок дослідників до мінімуму. Автори провели ретельну оцінку LLM у порівнянні з традиційними методами макропрогнозування, використовуючи як основу базу даних FRED-MD. У цій роботі подано своєрідний SWOT-аналіз LLM та вивчено їх можливості у прогнозуванні на основі макроекономічних часових рядів.

Репіна І. М. у своїй публікації [4] дослідила прогнозування впливу технологічної сингулярності на розвиток складних соціально-економічних систем. У роботі було зазначено, що соціально-економічне прогнозування потребує використання інтелектуально-аналітичних методів, які об'єднують системний аналіз, машинне навчання (зокрема методи Data Science), теорію складних мереж і методи еволюційного моделювання.

Скрипченко М.І. у монографії [5] досліджує економічну динаміку в постковідну епоху переважно методами класичного регресійного моделювання, але акцентує увагу на моделях і методах Data Science, як таких, які є більш точними та можуть знайти приховані залежності та патерни в макроекономічних часових рядах.

Існує також багато інших наукових праць, які пов'язані з макроекономічним прогнозуванням, але вони базуються переважно на класичних регресійних моделях різного типу, а також адаптивних методах і моделях згладжування часових рядів, які були розроблені в минулому столітті (звичайна багатофакторна лінійна регресія, ARIMA/SARIMA, моделі Хольта та Хольта-Вінтерса, Брауна і т.д.). Отже, моделям макроекономічного прогнозування в епоху бурхливого розвитку моделей і методів Data Science приділяється недостатньо уваги, а тому дана тема дослідження буде надзвичайно актуальною в найближчі роки.

Прогнозування макроекономічного розвитку є важливим інструментом державного управління, оскільки забезпечує інформаційну основу для ухвалення стратегічних і тактичних рішень. Воно дозволяє заздалегідь оцінити можливі наслідки економічної політики, звузити коло альтернативних сценаріїв розвитку та підвищити обґрунтованість управлінських рішень. Крім того, результати прогнозів слугують базою для подальшої оцінки ефективності реалізованих заходів, що визначає центральну роль макроекономічного прогнозування у системі моніторингу економічних процесів [6].

Формулювання мети дослідження

Метою роботи є: огляд сучасних методів Data Science, які можуть бути використані для прогнозування економічного зростання України та дати більше можливостей для отримання якісніших макроекономічних прогнозів,

ніж ті, які були отримані за допомогою класичних економетричних моделей. Також важливо довести або спростувати гіпотезу про те, що методи та моделі Data Science більш ефективні за класичні.

Викладення основного матеріалу дослідження

Класичні економетричні моделі, попри їх придатність для короткострокового прогнозування, мають низку суттєвих обмежень, які необхідно враховувати при аналізі часових рядів макроекономічних показників, зокрема:

- обмеженість обсягу статистичних даних (наприклад, для України часто доступно лише близько 35 річних спостережень);
- виникнення мультиколінеарності, гетероскедастичності та автокореляції залишків у багатофакторних моделях;
- наявність пропусків у даних та складність їх коректної імпутації;
- неструктурований характер частини інформації та помилки форматування;
- неможливість безпосереднього включення текстових і графічних даних до класичних економетричних моделей.

Водночас використання економетричних моделей залишається виправданим, оскільки вони й надалі є потужним інструментом аналізу макроекономічних процесів і фінансових ринків. Застосування статистичних методів дозволяє досліджувати взаємозв'язки між економічними показниками та використовувати отримані закономірності для прогнозування розвитку національної економіки [6].

Подолати частину зазначених обмежень дозволяє застосування методів Data Science. Використання алгоритмів машинного навчання та штучного інтелекту сприяє підвищенню точності й надійності прогнозування макроекономічних показників України порівняно з класичними підходами.

За визначенням U.S. Census Bureau, Data Science – це галузь, що застосовує наукові методи, інструменти та алгоритми для отримання знань і формування аналітичних висновків на основі великих та різномірних масивів даних. Вона має міждисциплінарний характер, поєднуючи статистику, інформатику, математику та галузеву експертизу, що забезпечує її широку прикладну цінність у сфері макроекономічного прогнозування. Сучасні моделі штучного інтелекту суттєво змінюють парадигму прогнозування, яка домінувала ще 20–30 років тому, спрощуючи та водночас поглиблюючи аналітичний процес [7].

Сучасні алгоритми здатні виявляти приховані закономірності та нелінійні взаємозв'язки у великих обсягах економічної інформації. Інтеграція методів машинного навчання, нейронних мереж та ансамблевих моделей дозволяє більш адекватно враховувати структурні зрушення, спричинені пандемією COVID-19 та повномасштабною війною, формуючи адаптивні прогнози, корисні для органів державного управління, бізнесу та інвесторів.

Для побудови моделей макроекономічного прогнозування доцільно використовувати такі алгоритми машинного навчання:

- логістичну регресію як базову інтерпретовану модель;
- дерева рішень (Decision Trees) для виділення ключових факторів впливу;
- ансамблеві методи – Random Forest, градієнтний бустинг (XGBoost, LightGBM, CatBoost);
- метод опорних векторів (SVM) для роботи з невеликими вибірками та нелінійними залежностями;
- регресійні та авторегресійні моделі навчання на основі даних часових рядів (лінійна регресія, ARIMA/SARIMA, VAR-моделі тощо), які часто є базисом для певних алгоритмів машинного навчання, але більше належать до класичних моделей прогнозування;
- нейронні мережі (MLP, LSTM, GRU) для моделювання складних нелінійних процесів;
- згорткові нейронні мережі (наприклад, CNN) для прогнозування на основі графічних даних, зокрема економічних візуалізацій [8].

Порівняння ефективності моделей доцільно здійснювати з використанням ключових метрик якості прогнозу: MAE, MAPE, RMSE, а також показників чутливості та специфічності. Часто додатково передбачається застосування крос-валідації та тестування на інших часових інтервалах для перевірки стійкості результатів.

Основним «матеріалом» для будь-якого виду макроекономічного прогнозу є первинні дані, які будуються, як правило, на основі часових рядів макроекономічних показників (агрегованих та неагрегованих). До агрегованих макроекономічних показників належать валовий внутрішній продукт (ВВП), національний дохід, грошові агрегати (M1–M4) та інші показники, які зазвичай представлені в системі національних рахунків. До простих макроекономічних показників відносять ті, що є основою для формування агрегованих величин. Кожен із зазначених показників має власні особливості динаміки та структури, що ускладнює процес прогнозування.

У рамках даного дослідження було побудовано три різних моделі (ARIMA, MLP і GBR) в середовищі Python за допомогою Jupyter Notebook для показника номінального ВВП (табл.1). Для дослідження було взято часовий ряд, який складається із 59 точок (дані за 4-й квартал 2025 року на момент написання статті ще не були опубліковані).

Для всіх трьох моделей вибірка розбивалася на train і test-складові, тобто тренувальну і тестову. На тренувальній вибірці (2013–2022 роки) моделі навчалися, а на тестових кварталах (2023–2025 рр.) здійснювали прогноз.

Таблиця 1

Вихідні дані для побудови моделей

Рік та квартал	Номінальний ВВП, млн.грн.
2011Q1	261 878
2011Q2	314 620
2011Q3	376 019
2011Q4	364 083
2012Q1	293 493
2012Q2	349 212
2012Q3	387 620
2012Q4	378 564
2013Q1	302 864
...	...
2025Q1	1 923 124
2025Q2	2 021 451
2025Q3	2 427 964

Джерело: складено автором на основі [9]

Коротко опишемо кожну з цих моделей та обґрунтуємо наш вибір.

ARIMA – це класична статистична модель для прогнозування часових рядів, що сформована на основі методології Бокса і Дженкінса, яка поєднує три компоненти:

1. AR (autoregressive) – авторегресія, тобто модель використовує залежність поточного значення від попередніх значень ряду.

2. I (integrated) – інтегрування, тобто використовується для перетворення ряду в стаціонарний (видалення тренду/тенденції).

3. MA (moving average) – це ковзне середнє, тобто береться середнє значення кількох значень із переміщенням вниз. В результаті часовий ряд згладжується, а модель враховує вплив випадкових шумів із попередніх спостережень.

В нашому випадку використано параметри ARIMA(1,1,1), оскільки застосовувалася авторегресія, один рівень інтегрування та одне ковзне середнє. Як правило, така комбінація коефіцієнтів дає найкращі результати на макроекономічних часових рядах. Перевагою даної моделі є те, що вона добре враховує лінійний тренд та підходить для обмеженої кількості даних, проте не враховує сезонну компоненту та нелінійні залежності, а згладжування може бути дещо надмірним.

MLP (Multilayer Perceptron) – це нейронна мережа, яка може непогано бачити нелінійні залежності в часових даних на відміну від класичних регресійних моделей. Для побудови моделі було використано різні параметри, проте дана перцептронна модель погано працює на обмежених вибірках (до 100 точок). Тому вона була побудована лише для того, щоб показати недоліки нейромереж даного типу, якщо їх застосовувати на часових даних.

Були використані наступні параметри, які підібрані саме з врахуванням часових даних:

1) hidden_layer_sizes=(100,50). Це означає, що модель має два прихованих шари з 100 і 50 нейронів.

2) activation='relu', означає, що було застосовано саме нелінійну функція активації.

3) solver='adam', означає, що використали алгоритм оптимізації градієнтного спуску.

В якості ознак нами було використано: попередні 8 кварталів ВВП (look_back=8), номер кварталу, темп росту попереднього кварталу, середнє значення останніх 4 кварталів. Прогноз базується на тому, що кожне передбачене значення використовувалося як новий лаг для наступного прогнозу.

Дана нейромережева модель може моделювати складні, нелінійні взаємозв'язки, але потенційно корисна для обробки даних з шумом та різкими коливаннями і як вже зазначалось, погано працює на малих обсягах даних (у нас вибірка для 56 кварталів).

Gradient Boosting Regressor (GBR) – це бустингова гібридна ансамблева модель, яка будує дерева рішень послідовно, і кожне наступне дерево навчається на залишках помилок попередніх дерев. Наша модель була побудована з такими параметрами: n_estimators=1000, learning_rate=0.03, max_depth=3, look_back=8 кварталів, тому побудована GBR-модель по суті бачить цілий рік даних.

Ознаки моделі наступні: враховані лаги 8 попередніх кварталів, номер кварталу (1–4), темп росту попереднього кварталу, середнє значення останніх 4 кварталів.

Найголовнішим уточненням є те, що модель побудована на першому варіанті ARIMA, який описано вище, оскільки саме залишки ARIMA на train допомагають GBR компенсувати недоліки ARIMA. Тому кожен прогноз стає новим лагом для наступного кварталу, а залишок ARIMA для майбутнього тесту ставимо 0.

Так як дана модель бустингова і лише підсилює ARIMA-модель, а також враховує як тренд, так і локальні коливання, то вона показала кращі результати (табл. 2). Крім того, дана модель робить точні прогнози на обмеженому

наборі даних та може використовувати додаткові ознаки, що підвищує точність моделі. У табл. 2 порівняємо похибки прогнозу, які отримали на тестовій вибірці.

Таблиця 2

Порівняння моделей на тесті (2023–2025 квартали)

Модель	MAE (млн.грн)	RMSE (млн.грн)	Опис результату
ARIMA	434 231	511 341	Базовий тренд, середня точність
MLP	662 252	756 530	Найгірша модель (через малий обсяг даних)
GBR	329 871	400 354	Найкраща модель, враховує тренд і локальні коливання

Джерело: розраховано автором

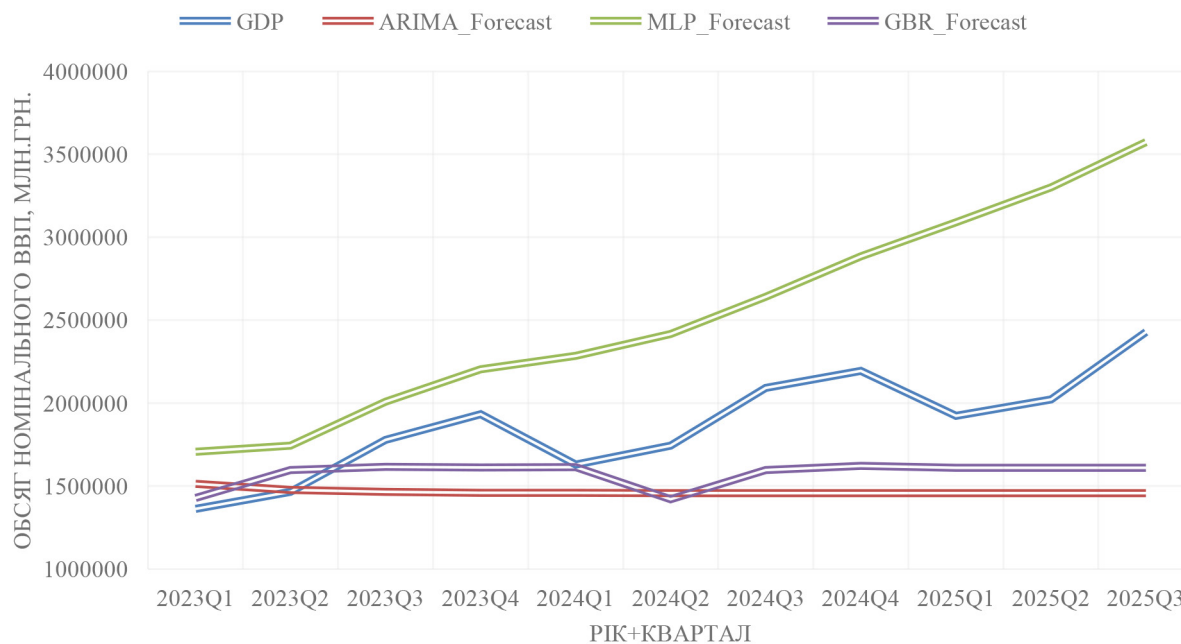


Рис. 1. Порівняння прогнозної точності моделей ARIMA, MLP і GBR

Джерело: побудовано автором

Таким чином, прогнозний графік моделі GBR найменше відхиляється від графіка реальних даних. Цю GBR-модель можна брати за основу для подальших досліджень та далі її покращувати.

Висновки

Отже, згідно з результатами оцінювання прогнозної точності на тестових кварталах вибірки (2023–2025 рр.), модель Gradient Boosting Regressor продемонструвала найменші значення середньої абсолютної похибки (MAE) та середньоквадратичної похибки (RMSE) у порівнянні з ARIMA та багатошаровою нейронною мережею (MLP). Це свідчить про вищу здатність ансамблевих методів машинного навчання враховувати нелінійні залежності та сезонні коливання у динаміці номінального ВВП.

В умовах сучасних глобальних і внутрішніх викликів макроекономічне прогнозування потребує відходу від виключно класичних економетричних підходів та переходу до комплексного використання інструментів Data Science, здатних доповнити й удосконалити традиційні методи аналізу. Інтеграція методів машинного навчання, нейронних мереж і аналізу великих даних дає змогу підвищити точність прогнозів, враховувати нелінійні залежності та структурні зрушення в економіці. Застосування таких підходів формує надійну аналітичну базу для стратегічного планування та може стати одним із ключових чинників ефективного економічного відновлення України в повоєнний період.

Список використаної літератури

1. Alaminos, D., Salas, M.B. & Fernández-Gámez, M.A. Quantum Computing and Deep Learning Methods for GDP Growth Forecasting. *Comput Econ* 59, 803–829 (2022). URL: <https://doi.org/10.1007/s10614-021-10110-z>
2. Goulet Coulombe, P., Leroux, M., Stevanovic, D., & Surprenant, S. (2022). How is machine learning useful for macroeconomic forecasting? *Journal of Applied Econometrics*, 37(5), 920-964. URL: <https://doi.org/10.1002/jae.2910>
3. Carriero, A., Pettenuzzo, D., & Shekhar, S. (2024). Macroeconomic forecasting with large language models. *arXiv preprint*. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2407.00890>

4. Рєпіна І. М. Прогнозування впливу технологічної сингулярності на розвиток складних соціально-економічних систем. Матеріали конференції. Хмельницький : ХМНУ, 2025. С. 289. URL: <https://elar.khmnmu.edu.ua/server/api/core/bitstreams/c2cc4f73-a226-4df9-b831-fbed5d3b71e5/content#page=289>
5. Скрипниченко М. І. Методи і моделі оцінювання економічної динаміки в системі координат постковідних реалій та війни в Україні. Траєкторії розвитку повоєнної економіки України в системі координат постпандемічного світу: колективна монографія. НАН України, ДУ «Інститут економіки та прогнозування НАН України». – Київ : [б. в.], 2023. – Розділ 1. – С. 11–29.
6. Бикова А. Л., Галєєв, О. С. (2024) «Теоретичні аспекти макроекономічного прогнозування: вітчизняний досвід», Економіка та суспільство, (62). URL: <https://economyandsociety.in.ua/index.php/journal/article/view/3947/3870>
7. What Is Data Science? Definition, Skills, Applications & More. Harvard John A. Paulson School of Engineering and Applied Sciences. URL: <https://seas.harvard.edu/news/what-data-science-definition-skills-applications-more>
8. Witten I. H., Frank E., Hall M. A. Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques. 4th ed. Burlington : Morgan Kaufmann, 2016. 654 p.
9. Міністерство фінансів України. Валовий внутрішній продукт (ВВП) номінальний: квартальні дані [Електронний ресурс]. URL: <https://index.minfin.com.ua/ua/economy/gdp/>

References

1. Alaminos, D., Salas, M. B., & Fernández-Gámez, M. A. (2022). Quantum computing and deep learning methods for GDP growth forecasting. *Computational Economics*, vol. 59, pp. 803–829. <https://doi.org/10.1007/s10614-021-10110-z>
2. Goulet Coulombe, P., Leroux, M., Stevanovic, D., & Surprenant, S. (2022). How is machine learning useful for macroeconomic forecasting? *Journal of Applied Econometrics*, vol. 37, no. 5, pp. 920–964. <https://doi.org/10.1002/jae.2910>
3. Carriero, A., Pettenuzzo, D., & Shekhar, S. (2024). *Macroeconomic forecasting with large language models*. arXiv preprint. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2407.00890>
4. Rєпіна, І. М. (2025). Prohnozuvannia vplyvu tekhnolohichnoi synhuliarnosti na rozvytok skladnykh sotsialno-ekonomichnykh system [Forecasting the impact of technological singularity on the development of complex socio-economic systems]. *Proceedings of the Conference*, p. 289. Khmelnytskyi : Khmelnytskyi National University. <https://elar.khmnmu.edu.ua/server/api/core/bitstreams/c2cc4f73-a226-4df9-b831-fbed5d3b71e5/content#page=289> [in Ukrainian].
5. Skrypnichenko, M. I. (2023). Metody i modeli otsiniuvannia ekonomichnoi dynamiky v systemi koordynat postkovidnykh realii ta viiny v Ukraini [Methods and models for assessing economic dynamics in the coordinate system of post-COVID realities and the war in Ukraine]. In *Traiektorii rozvytku povoiennoi ekonomiky Ukrainy v systemi koordynat postpandemichnoho svitu* (Chapter 1, pp. 11–29). Kyiv: Institute for Economics and Forecasting of NAS of Ukraine. [in Ukrainian].
6. Bykova, A. L., & Halieiev, O. S. (2024). Teoretychni aspekty makroekonomichnoho prohnozuvannia: vitchyznianskyi dosvid [Theoretical aspects of macroeconomic forecasting: domestic experience]. *Ekonomika ta suspilstvo*, no. 62. <https://economyandsociety.in.ua/index.php/journal/article/view/3947/3870> [in Ukrainian].
7. Harvard John A. Paulson School of Engineering and Applied Sciences. (n.d.). *What is data science? Definition, skills, applications & more*. <https://seas.harvard.edu/news/what-data-science-definition-skills-applications-more>
8. Witten, I. H., Frank, E., & Hall, M. A. (2016). *Data mining: Practical machine learning tools and techniques* (4th ed.). Burlington: Morgan Kaufmann.
9. Ministry of Finance of Ukraine. (n.d.). Valovyi vnutrishnii produkt (VVP) nominalnyi: kvartalnyi dani [Gross domestic product (GDP), nominal: quarterly data]. <https://index.minfin.com.ua/ua/economy/gdp/> [in Ukrainian].

Дата першого надходження статті до видання: 12.01.2026

Дата прийняття статті до друку після рецензування: 17.02.2026

Дата публікації (оприлюднення) статті: 30.04.2026