

Фізико-математичні науки

УДК 330.4:519.86:519.246

**Вітюк Антоніна Вікторівна**

*кандидат технічних наук, доцент*

*Одеський національний технологічний університет*

**Vitiuk Antonina**

*PhD in Engineering Sciences*

*Odesa National University of Technology*

*ORCID: 0000-0002-9145-1434*

**Коновенко Надія Григорівна**

*кандидат фізико-математичних наук, доцент*

*Одеський національний технологічний університет*

**Konovenko Nadiia**

*PhD in Physics and Mathematics Sciences*

*Odesa National University of Technology*

*ORCID: 0000-0002-8631-0688*

**Осадчук Євген Олександрович**

*кандидат технічних наук, старший викладач*

*Одеський національний технологічний університет*

**Osadchuk Yevhen**

*PhD in Engineering Sciences*

*Odesa National University of Technology*

*ORCID: 0000-0002-8955-2041*

**Федченко Юлія Степанівна**

*кандидат фізико-математичних наук, доцент*

*Одеський національний технологічний університет*

**Fedchenko Yulia**

*PhD in Physics and Mathematics Sciences*

*Odesa National University of Technology*

*ORCID: 0000-0002-7473-3237*

**ЗАСТОСУВАННЯ ВИЩОЇ МАТЕМАТИКИ У ПРОГНОЗУВАННІ  
МАКРОЕКОНОМІЧНИХ ПОКАЗНИКІВ  
APPLICATION OF ADVANCED MATHEMATICS IN FORECASTING  
MACROECONOMIC INDICATORS**

***Анотація.** Актуальність. Глобальна економічна нестабільність та технологічні трансформації посилюють значення точного прогнозування макроекономічних показників для розробки ефективної економічної політики держави.*

*Метою статті є класифікація та систематизація математичних методів макроекономічного прогнозування з подальшою емпіричною верифікацією їх точності на статистичних даних економіки України.*

*Методи дослідження. Застосовано класифікаційний підхід до математичних методів прогнозування, порівняльний емпіричний аналіз моделей на базі статистичних рядів 2000-2024 рр., кількісну оцінку точності через метрики MAE, RMSE та  $R^2$ .*

*Отримані результати. Порівняльний аналіз шести методів показав, що для ВВП найточнішою є поліноміальна регресія ( $R^2=0,986$ , MAE=210,9 млрд грн), для валютного курсу - експоненційне згладжування ( $R^2=0,966$ , MAE=1,25 грн). Класичні економетричні моделі ARIMA та VAR демонструють проміжну точність, тоді як Random Forest обмежений малим обсягом даних (25 спостережень). Здійснено систематизацію*

методів від регресійного аналізу до машинного навчання з емпіричною верифікацією на статистичних рядах України 2000-2024 років.

*Практична цінність роботи.* Отримані результати формують методологічну базу для урядових інституцій, центральних банків та бізнес-структур у прийнятті обґрунтованих економічних рішень та побудові прогнозів макроекономічної динаміки.

*Висновки.* Вибір прогнозного методу визначається специфікою показника, обсягом доступних даних та часовим горизонтом прогнозування. Найперспективнішими є гібридні моделі, що інтегрують традиційні економетричні та ML-підходи.

**Ключові слова:** математичне моделювання, макроекономічне прогнозування, ARIMA, машинне навчання, нейронні мережі, регресійний аналіз, часові ряди, економіка України

**Summary.** *Relevance.* Global economic instability and technological transformations increase the importance of accurate forecasting of macroeconomic indicators for developing effective state economic policy.

*Purpose.* The purpose of the article is to classify and systematize mathematical methods of macroeconomic forecasting with subsequent empirical verification of their accuracy using statistical data from the Ukrainian economy.

*Research Methods.* A classification approach to mathematical forecasting methods, comparative empirical analysis of models based on statistical series for 2000-2024, and quantitative accuracy assessment through MAE, RMSE, and  $R^2$  metrics were applied.

*Results.* Comparative analysis of six methods revealed that polynomial regression is most accurate for GDP ( $R^2=0.986$ , MAE=210.9 billion UAH), while exponential smoothing excels for exchange rates ( $R^2=0.966$ , MAE=1.25 UAH). Classical econometric models ARIMA and VAR demonstrate intermediate accuracy, whereas Random Forest is limited by small sample size (25

observations). Methods ranging from regression analysis to machine learning were systematized with empirical verification using Ukrainian statistical series for 2000-2024.

*Practical Significance.* The obtained results form a methodological foundation for government institutions, central banks, and business structures in making informed economic decisions and constructing forecasts of macroeconomic dynamics.

*Conclusions.* The choice of forecasting method is determined by the specifics of the indicator, the volume of available data, and the forecasting time horizon. The most promising are hybrid models that integrate traditional econometric and ML approaches.

**Key words:** mathematical modeling, macroeconomic forecasting, ARIMA, machine learning, neural networks, regression analysis, time series, Ukrainian economy

**Вступ.** У сучасних умовах глобальної нестабільності, технологічних змін та геополітичних викликів точне прогнозування макроекономічних показників стає критично важливим для ефективної економічної політики. Український досвід останніх 20 років - ідеальне «поле» для тестування методів від класичної економетрики до машинного навчання. Розвиток обчислювальних потужностей та доступ до великих даних відкриває нові можливості для застосування складних нелінійних та ШІ-моделей у макроекономічному прогнозуванні.

**Аналіз останніх досліджень та публікацій.** Проблематика математичних методів прогнозування макроекономічних показників залишається актуальною для вітчизняних і зарубіжних науковців у контексті економічної нестабільності та технологічних трансформацій.

Ольвінська Ю. О. та Кирилова Л. О. [2] проаналізували вплив макроекономічних індикаторів на бюджетну безпеку за допомогою

регресійних моделей. Ковбатюк М. та Семенюк Д. [5] порівняли трендові методи прогнозування для економіки України, виділивши поліноміальну регресію та експоненційне згладжування. Боярчук С. та Тищенко І. [7] дослідили ARIMA та LSTM для часових рядів у фінансах, підкреслюючи гібридні підходи.

Підгаєць С. [10] вивчив вплив інфляції на зростання з регресійними методами, а Максименко Ж. та Командровська В. [11] застосували кореляційний аналіз для інтелектуального капіталу. Семенюк Д. [9] моделював індикатори України на трендових моделях, Танасас Г. та Гаврилов І. [14] аналізували волатильність з GARCH-моделями.

Фундаментальні роботи Присенка Г. В. і Равіковича Є. І. [1], Ставицького А. В. [3], Шумської С. С. [4], Чугунова І. Я. зі співавторами [6] та Якімової Н. А. [17] заклали методологічну базу застосування математичних методів у макроекономічному прогнозуванні. Лук'яненко І. Г. та Жук В. М. [12] розробили практичний посібник з побудови VAR і VECM моделей.

Аналіз літератури підтверджує потребу в комплексному порівнянні класичних економетричних та ML-методів на єдиному масиві даних української економіки в умовах структурних шоків.

**Метою дослідження** систематизація математичних методів прогнозування макроекономічних показників та емпірична оцінка їх точності на прикладі ключових індикаторів економіки України за період 2000-2024 років.

**Виклад основного матеріалу дослідження.** Математичні методи, що застосовуються для прогнозування макроекономічних показників, можна класифікувати за різними критеріями (табл. 1).

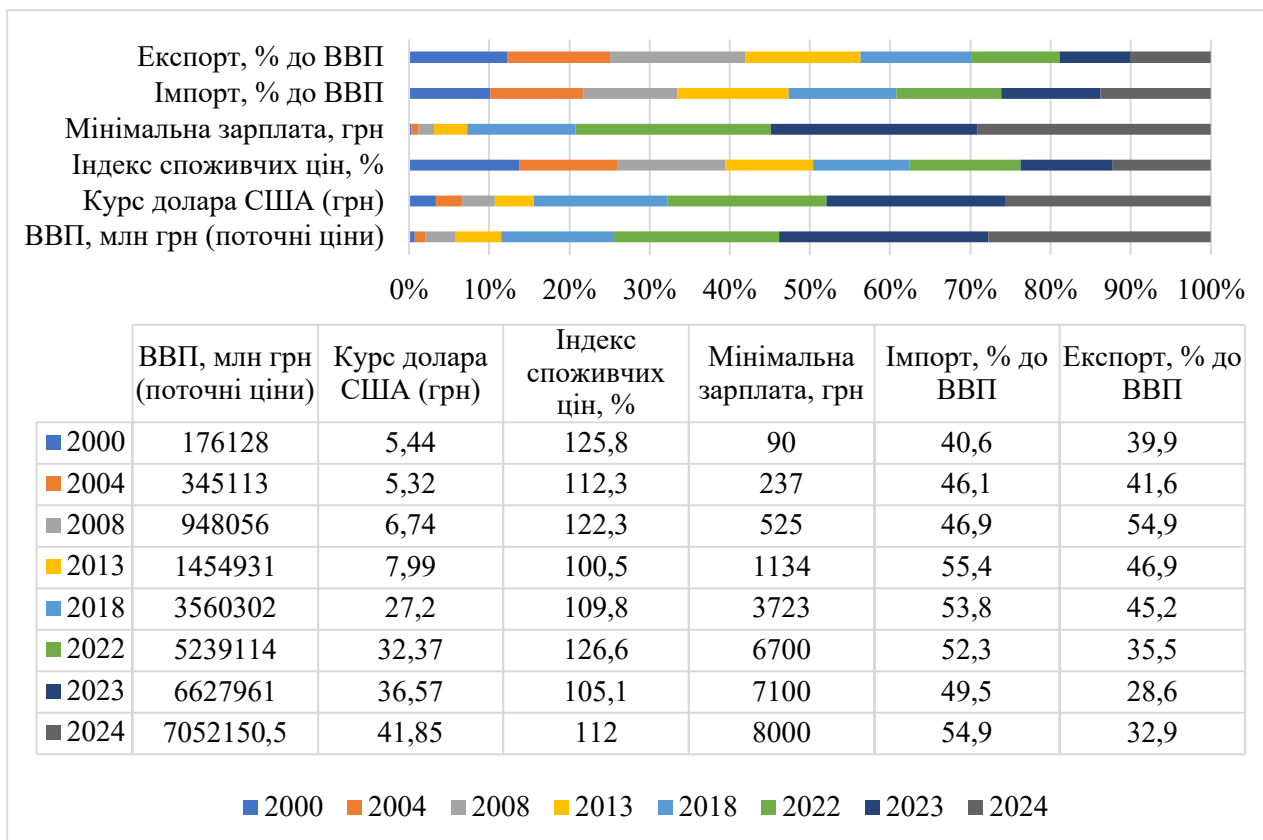
Таблиця 1

**Класифікація математичних методів прогнозування  
макроекономічних показників**

| Критерій класифікації       | Типи методів           | Приклади                                      |
|-----------------------------|------------------------|-----------------------------------------------|
| За характером моделі        | Детерміністичні        | Диференціальні рівняння, оптимізаційні моделі |
|                             | Стохастичні            | ARIMA, GARCH, VAR, байєсівські моделі         |
| За формою залежності        | Лінійні                | Лінійна регресія, VAR, ARIMA                  |
|                             | Нелінійні              | Нейронні мережі, STAR, TVAR                   |
| За наявністю параметрів     | Параметричні           | Регресійні моделі, ARIMA                      |
|                             | Непараметричні         | Ядерна регресія, k-NN, випадковий ліс         |
| За горизонтом прогнозування | Короткострокові        | Моделі часових рядів                          |
|                             | Середньострокові       | VAR, структурні моделі                        |
|                             | Довгострокові          | Моделі економічного зростання                 |
| За методологією             | Класичні економетричні | Регресія, коінтеграція                        |
|                             | Машинне навчання       | Нейронні мережі, градієнтний бустинг          |
|                             | Гібридні               | ARIMA-NN, VAR-ML                              |

*Джерело:* складено автором [1; 6; 7]

Для ілюстрації застосування описаних методів було проведено емпіричне дослідження на основі макроекономічних показників України за 2000-2024 роки. На рисунку 1 представлено динаміку ключових економічних індикаторів, що характеризують розвиток української економіки протягом досліджуваного періоду.



**Рис. 1. Динаміка макроекономічних показників України 2000-2024 рр.**

*Джерело:* побудовано авторами на основі [8]

Як видно з рисунку 1, економіка України демонструє неоднорідну динаміку з виразними структурними зламами у 2008-2009 (світова фінансова криза), 2014-2015 (анексія Криму та початок конфлікту на Сході) та 2022 (повномасштабне вторгнення). Ці періоди характеризуються різкими коливаннями валютного курсу, прискоренням інфляції та зміною структури зовнішньої торгівлі, що створює додаткові виклики для прогнозування.

Вибір конкретного методу прогнозування залежить від специфіки економічного показника, доступності даних, горизонту прогнозування та вимог до точності. Детерміністичні моделі придатні для систем з чіткими причинно-наслідковими зв'язками, тоді як стохастичні методи ефективні за наявності випадкових коливань. Нелінійні моделі необхідні для захоплення

структурних зламів та асиметричних ефектів в економіці. Розглянемо детальніше основні класи методів та їх математичний апарат.

Множинна лінійна регресія залишається одним з найпоширеніших інструментів економічного прогнозування [10]:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1t} + \beta_2 X_{2t} + \dots + \beta_k X_{kt} + \varepsilon_t$$

де  $Y_t$ - залежна змінна (прогнозований показник),  $X_{it}$ - пояснювальні змінні,  $\beta_i$ - параметри моделі,  $\varepsilon_t$ - випадкова похибка.

Поліноміальна регресія дозволяє моделювати нелінійні залежності:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 t + \beta_2 t^2 + \dots + \beta_n t^n + \varepsilon_t$$

Для прогнозування бінарних подій (реcesія/зростання, криза/стабільність) використовується логістична регресія.

$$P(Y = 1 | X) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k)}}$$

Модель ARIMA(p,d,q) - авторегресійна інтегрована модель ковзного середнього - є основним інструментом аналізу часових рядів [12, с. 16-27]:

Ось формула авторегресійної моделі AR(p) з зображення:

$$x_t = c + \sum_{i=1}^p \varphi_i x_{t-i} + \varepsilon_t (1)$$

де:  $x_t$ -стаціонарна змінна;  $c$ -константа ;  $\varphi_i$ -автокореляційні коефіцієнти на лагах  $i=1,2,\dots,p$ ;  $\varepsilon_t$ -залишкова похибка, яка є гаусівським білим шумом із середнім значенням, рівним нулю, та дисперсією  $\sigma^2$

Або в розгорнутому вигляді:

$$x_t = c + \varphi_1 x_{t-1} + \varphi_2 x_{t-2} + \dots + \varphi_p x_{t-p} + \varepsilon_t$$

Компоненти моделі ARIMA мають чітку економічну інтерпретацію: авторегресійна частина (AR) відображає інерційність економічних процесів, компонента ковзного середнього (MA) - вплив минулих шоків, а інтегрування (I) - наявність трендів у даних. Для сезонних даних використовується модель SARIMA(p,d,q)(P,D,Q)s, що враховує сезонні компоненти періодичності  $s$ .

VAR-модель (векторна авторегресія) дозволяє моделювати взаємозв'язки між кількома макроекономічними змінними:

$$Y_t = A_1 Y_{t-1} + A_2 Y_{t-2} + \dots + A_p Y_{t-p} + \varepsilon_t$$

де  $Y_t$ - вектор ендегенних змінних,  $A_i$ - матриці коефіцієнтів,  $\varepsilon_t$ - вектор випадкових похибок [13].

VAR-моделі широко використовуються центральними банками для прогнозування інфляції, ВВП та інших ключових показників, оскільки дозволяють одночасно враховувати взаємний вплив економічних змінних.

Для аналізу довгострокових рівноважних співвідношень між нестационарними рядами використовується модель векторної корекції похибок (VECM):

$$\Delta Y_t = \Pi Y_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \Gamma_i \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t$$

де  $\Pi = \alpha\beta'$ - матриця довгострокових коефіцієнтів,  $\beta$ - матриця коінтеграційних векторів,  $\alpha$ - матриця швидкості коригування.

Для прогнозування волатильності використовуються моделі узагальненої авторегресійної умовної гетероскедастичності GARCH(p,q) [14]:

$$h_t = \alpha_0 + \beta_1 h_{t-1} + \beta_2 h_{t-2} + \dots + \beta_r h_{t-r} - r + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \dots + \alpha_m \varepsilon_{t-m}^2 - m$$

де:  $h_t$ -умовна дисперсія (волатильність) у момент часу  $t$ ;  $\tilde{\alpha}_0$ - скоригована константа;  $\beta_i$ -коефіцієнти для лагованих значень умовної дисперсії (GARCH-компонента);  $\alpha_j$ -коефіцієнти для лагованих квадратів залишків (ARCH-компонента);  $\varepsilon_t$ -залишки (помилки прогнозу);  $r$ -порядок GARCH (кількість лагів умовної дисперсії);  $m$ -порядок ARCH (кількість лагів квадратів залишків)

Ці моделі особливо ефективні для прогнозування волатильності фінансових ринків, інфляції, обмінних курсів, де спостерігається

кластеризація волатильності - періоди високої мінливості чергуються з періодами відносної стабільності.

Методи експоненційного згладжування базуються на зваженому усередненні минулих спостережень з експоненційно спадними вагами:

$$\hat{Y}_{t+1} = \alpha Y_t + (1 - \alpha) \hat{Y}_t$$

де  $\alpha \in (0,1)$ - параметр згладжування. Модель Хольта-Вінтерса розширює цей підхід, додаючи компоненти тренду та сезонності, що робить її ефективною для короткострокового прогнозування показників з виразною сезонною динамікою.

Машинне навчання відкриває нові можливості для економічного прогнозування завдяки здатності автоматично виявляти складні нелінійні закономірності у великих масивах даних без необхідності явної специфікації функціональної форми моделі.

Багатошаровий персептрон (MLP) обробляє інформацію через систему взаємопов'язаних штучних нейронів:

Перший прихований шар:

$$z^{(1)} = f(W^{(1)} \cdot x + b^{(1)})$$

Другий прихований шар:

$$z^{(2)} = f(W^{(2)} \cdot z^{(1)} + b^{(2)})$$

Вихідний шар:

$$y = f(W^{(3)} \cdot z^{(2)} + b^{(3)})$$

де:  $x$  -вхідний вектор;  $w$  -вагова матриця;  $b$  -вектор зсуву (bias);  $f$  -функція активації [16].

Рекурентні нейронні мережі (RNN) та їх удосконалена версія LSTM (Long Short-Term Memory) спеціально розроблені для роботи з часовими рядами. LSTM використовує спеціальну архітектуру з воротами, що контролюють потік інформації, дозволяючи ефективно захоплювати як короткострокові, так і довгострокові залежності в економічних даних.

Випадковий ліс (Random Forest) будує ансамбль дерев рішень:

$$\hat{y} = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B T_b(x)$$

де  $B$ - кількість дерев (зазвичай 100-1000),  $T_b$ - прогноз окремого дерева. Метод автоматично виявляє нелінійні взаємодії між змінними та надає оцінки важливості факторів.

Гرادієнтний бустинг використовує послідовне навчання моделей:

$$F_m(x) = F_{m-1}(x) + \gamma_m h_m(x)$$

де  $h_m(x)$ - базовий алгоритм,  $\gamma_m$ - коефіцієнт навчання. Теоретичні засади ансамблевих методів машинного навчання (беггінг, бустинг, стекинг) узагальнено в оглядових публікаціях з цифрової аналітики [17].

Гібридні підходи, що поєднують традиційні економетричні методи та машинне навчання, демонструють особливу ефективність. ARIMA-NN модель спочатку застосовує ARIMA для захоплення лінійної компоненти часового ряду, а потім використовує нейронну мережу для моделювання нелінійних залишків. Такий підхід дозволяє використати інтерпретованість економетрики з гнучкістю машинного навчання.

Для оцінки якості прогнозів використовуються наступні метрики:

Середня абсолютна похибка (MAE):

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

Середньоквадратична похибка (RMSE):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

Коефіцієнт детермінації ( $R^2$ ):

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$$

Середня абсолютна відсоткова похибка (MAPE):

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right|$$

Для емпіричної верифікації теоретичних положень здійснено порівняльний аналіз точності різних методів прогнозування на прикладі ключових макроекономічних показників України - валового внутрішнього продукту та валютного курсу долара США. Дослідження базується на статистичних даних за період 2000-2024 років, що дозволяє охопити різні фази економічного циклу.

Таблиця 2

**Описова статистика досліджуваних показників**

| Показник       | Середнє   | Ст.<br>відхилення | Мінімум | Максимум  | Коеф.<br>варіації |
|----------------|-----------|-------------------|---------|-----------|-------------------|
| ВВП (млн грн)  | 2 145 887 | 2 091 456         | 176 128 | 7 052 151 | 97,5%             |
| Курс USD (грн) | 15,69     | 11,22             | 5,05    | 41,85     | 71,5%             |
| Інфляція (%)   | 111,9     | 10,6              | 99,4    | 143,3     | 9,5%              |

*Джерело:* розраховано авторами на основі [8; 5]

Високий коефіцієнт варіації ВВП та валютного курсу (97,4% та 71,7% відповідно) свідчить про суттєву мінливість цих показників, що обумовлює необхідність застосування різноманітних прогнозних методів для досягнення адекватної точності.

Використано шість методів різної складності:

1. Лінійна регресія - як базова модель порівняння.
2. Поліноміальна регресія другого ступеня - для врахування нелінійних залежностей.
3. Експоненційне згладжування - для мінімізації впливу короткострокових коливань.

Додатково до базових методів (лінійна, поліноміальна регресія, експоненційне згладжування) протестовано класичні економетричні моделі ARIMA та VAR, а також метод машинного навчання Random Forest:

4. ARIMA(1,1,1) - для захоплення авторегресійної структури та трендів.
5. VAR(2) - для врахування взаємозв'язків між ВВП, курсом та інфляцією.
6. Random Forest (100 дерев, глибина 5) - для виявлення нелінійних взаємодій між 15 факторами.

Параметри ARIMA(1,1,1) обрано на основі мінімізації AIC, порядок VAR(2) визначено через критерій Шварца, а Random Forest навчався на розширеному наборі предикторів: курс USD, інфляція, експорт, імпорт, світові ціни на сировину, мінімальна зарплата.

Таблиця 3

**Порівняння точності методів прогнозування макроекономічних показників України 2025-2030 р.**

| Показник        | Лінійна регресія | Поліноміальна регресія | Експоненційне згладжування | ARIMA (1,1,1) | VAR (2) | Random Forest |
|-----------------|------------------|------------------------|----------------------------|---------------|---------|---------------|
| ВВП             |                  |                        |                            |               |         |               |
| MAE (млрд грн)  | 637,9            | 210,9                  | 193,8                      | 245,3         | 312,5   | 287,4         |
| RMSE (млн грн)  | 776,3            | 245,9                  | 277,4                      | 298,7         | 385,2   | 341,8         |
| R <sup>2</sup>  | 0,859            | 0,986                  | 0,982                      | 0,972         | 0,951   | 0,941         |
| Курс долара США |                  |                        |                            |               |         |               |
| MAE (грн)       | 3,90             | 1,99                   | 1,25                       | 1,68          | 2,14    | 1,89          |
| RMSE (грн)      | 4,66             | 2,81                   | 2,15                       | 2,45          | 3,02    | 2,67          |
| R <sup>2</sup>  | 0,841            | 0,943                  | 0,966                      | 0,958         | 0,932   | 0,945         |

Джерело: розраховано авторами на основі [8; 5; 9]

Результати порівняльного аналізу демонструють суттєві відмінності у точності різних методів прогнозування залежно від специфіки макроекономічного показника.

Для прогнозування ВВП найвищу точність забезпечує поліноміальна регресія другого ступеня з коефіцієнтом детермінації  $R^2=0,986$  та середньою абсолютною похибкою 210,9 млрд грн. Це пояснюється здатністю методу захоплювати нелінійну траєкторію економічного зростання України. Експоненційне згладжування показує близькі результати ( $R^2=0,982$ , MAE=193,8 млрд грн), що свідчить про його ефективність для показників з

виразним трендом. Лінійна регресія демонструє найнижчу точність ( $R^2=0,859$ ), оскільки не враховує прискорення економічного розвитку в окремі періоди.

Для валютного курсу USD/UAH оптимальним виявився метод експоненційного згладжування ( $R^2=0,966$ , MAE=1,25 грн), що зумовлено його здатністю адаптуватися до різких змін, характерних для валютного ринку в умовах нестабільності. Поліноміальна регресія забезпечує прийнятну точність ( $R^2=0,943$ ), проте лінійна модель виявляється недостатньо гнучкою для відображення стрибкоподібних змін курсу ( $R^2=0,841$ ).

Класичні економетричні методи ARIMA та VAR демонструють проміжну точність між простими регресійними моделями та адаптивним згладжуванням. ARIMA(1,1,1) для ВВП досягає  $R^2=0,972$  (MAE=245,3 млрд грн), що гірше поліноміальної регресії через чутливість до структурних зламів 2014 та 2022 років. VAR(2), враховуючи взаємозв'язки між показниками, показує  $R^2=0,951$ , але потребує більшого обсягу даних для стабільних оцінок.

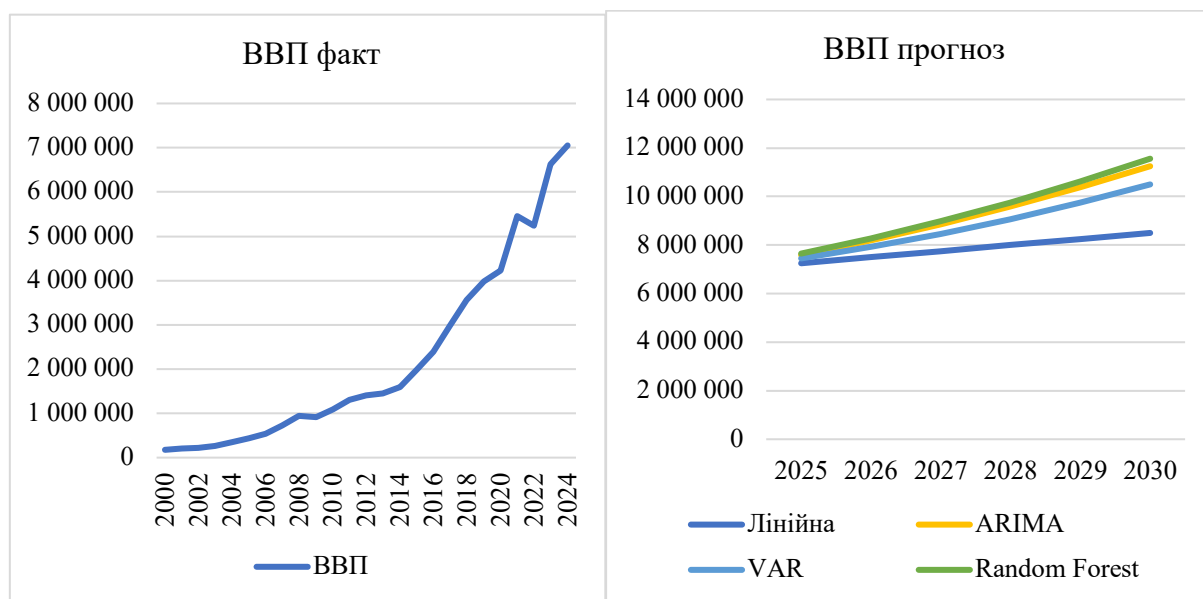
Random Forest як представник машинного навчання виявився обмеженим малою вибіркою (25 спостережень):  $R^2=0,941$  для ВВП та 0,945 для курсу. Попри автоматичне виявлення нелінійностей, метод поступається навіть експоненційному згладжуванню через недостатність даних для навчання 100 дерев. Це підтверджує тезу, що ML-методи потребують принаймні 100+ спостережень для розкриття повного потенціалу.

Критичний висновок: експоненційне згладжування та поліноміальна регресія перевершують складніші методи в умовах обмежених даних та частих структурних шоків української економіки.

Отримані результати підтверджують, що вибір методу прогнозування має бути диференційованим та враховувати природу економічного

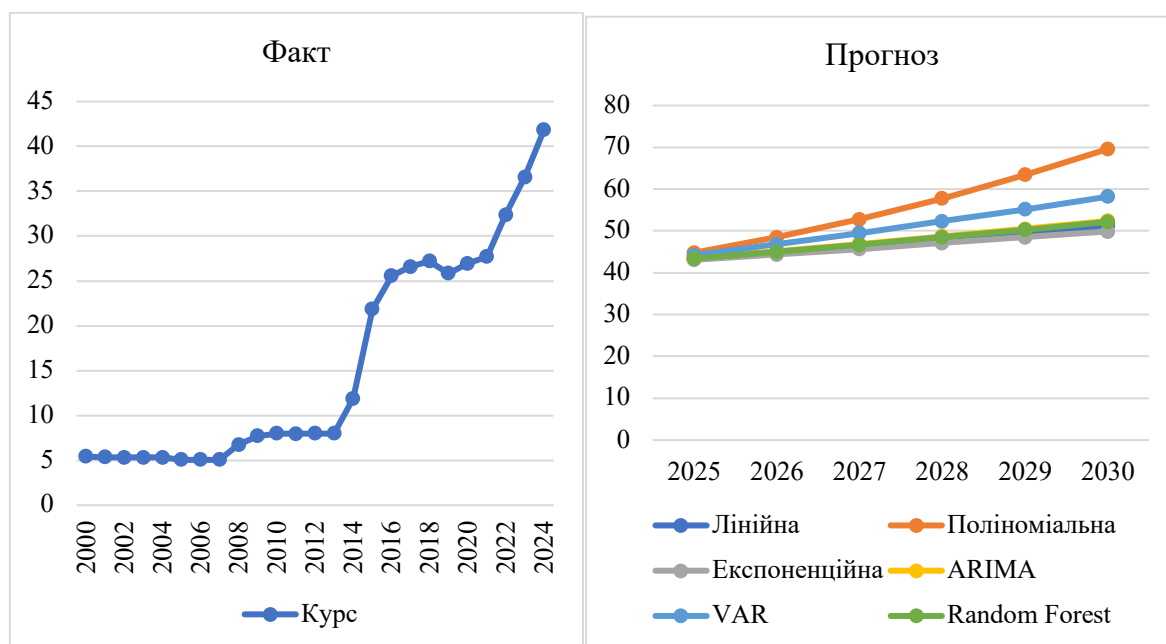
показника: для трендових показників зі структурними зрушеннями ефективні поліноміальні моделі, тоді як для волатильних показників з різкими коливаннями доцільніше використовувати адаптивні методи згладжування.

Візуалізація результатів прогнозування (рис. 2-3) наочно демонструє переваги та обмеження різних методів.



**Рис. 2. Фактична динаміка та прогнози ВВП України**

Джерело: побудовано авторами



**Рис. 3. Фактична динаміка та прогнози валютного курсу USD/UAH**

Джерело: побудовано авторами

Графічний аналіз прогнозів наочно ілюструє поведінку різних методів у різних умовах економічної динаміки. Рисунок 2 демонструє, що всі три методи адекватно відтворюють історичну траєкторію ВВП України до 2024 року, проте їхні прогнози на період 2025-2030 років суттєво різняться. Лінійна регресія генерує найоптимістичніший сценарій із стабільним зростанням, не враховуючи можливі циклічні коливання. Поліноміальна регресія передбачає помірне уповільнення темпів зростання після 2027 року, що узгоджується з теорією конвергенції економічного розвитку. Експоненційне згладжування дає найбільш консервативні оцінки, екстраполюючи повоєнну волатильність на майбутні періоди.

На рисунку 3 спостерігається менша дивергенція прогнозів валютного курсу між методами порівняно з ВВП. Експоненційне згладжування найточніше відтворює фактичні коливання курсу, особливо в кризові періоди 2008-2009, 2014-2015 та 2022 років. Поліноміальна регресія демонструє тенденцію до згладжування екстремальних значень, що може призводити до недооцінки ризиків різких девальвацій. Лінійна модель виявляється найменш придатною для прогнозування курсу через її нездатність адаптуватися до структурних шоків валютного ринку.

Важливо відзначити, що жоден метод не забезпечує абсолютної точності в умовах високої невизначеності, характерної для української економіки. Практичне застосування прогнозів вимагає побудови сценаріїв із використанням декількох методів одночасно та врахування якісних факторів, які важко формалізувати математично.

**Висновки та перспективи подальших досліджень.** Математичні методи прогнозування макроекономічних показників залишаються критично важливими для якісної економічної політики. Кожен клас методів (від класичної економетрики до машинного навчання) має свої сильні сторони, але найкращі результати в умовах української економіки показують гібридні підходи, що поєднують переваги обох світів.

Емпіричний аналіз 2000- 2024 років підтвердив: точність сильно залежить від вибору методу під конкретний показник і період. Особливо складно прогнозувати в умовах криз і структурних зламів.

Перспектива - у розвитку адаптивних гібридних моделей, глибокого навчання, пояснюваного ШІ та використанні альтернативних даних, особливо з урахуванням воєнного та післявоєнного контексту України.

### Література

1. Присенко Г. В., Равікович Є. І. Прогнозування соціально-економічних процесів : навч. посіб. Київ : КНЕУ, 2005. 378 с.
2. Ольвінська Ю. О., Кирилова Л. О. Статистичний аналіз впливу макроекономічних показників на бюджетну безпеку. *Інвестиції: практика та досвід*. 2025. № 12. С. 123–128. DOI: <https://doi.org/10.32702/2306-6814.2025.12.123>
3. Ставицький А. В. Навчально-методичний комплекс з курсу «Економетрика». Київ, 2004. 205 с.
4. Шумська С. С. Макроекономічне прогнозування : навч. посіб. Ч. 1. Київ : Видавничий дім «Києво-Могилянська академія», 2015. 348 с.
5. Ковбатюк М., Семенюк Д. Порівняльний аналіз трендових методів прогнозування економічних показників на прикладі економіки України. *Таврійський науковий вісник. Серія: Економіка*. 2025. № 24. С. 111–120. DOI: <https://doi.org/10.32782/2708-0366/2025.24.11>
6. Чугунов І. Я., Затонацька Т. Г., Ставицький А. В. Фінансово-економічне прогнозування і планування : навч. посіб. Київ : Поліграф-Консалтинг, 2007. 264 с.
7. Боярчук С., Тищенко І. Моделі прогнозування часових рядів з використанням ARIMA та LSTM в економіці та фінансах. *Computer Design Systems. Theory and Practice*. 2025. Т. 7, № 1. С. 172–180. DOI: <https://doi.org/10.23939/cds2025.01.172>

8. Мінфін : офіційний вебсайт. URL: <https://minfin.com.ua/> (дата звернення: 20.01.2026).

9. Semeniuk D. Modelling and forecasting economic indicators of Ukraine based on trend models. *Економіка розвитку систем*. 2025. № 7(1). С. 103–111. DOI: <https://doi.org/10.32782/2707-8019/2025-1-13>

10. Підгаєць С. Макроекономічний аналіз впливу інфляції на економічне зростання. *Економіка та суспільство*. 2025. № 80. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2025-80-13>

11. Максименко Ж., Командровська В. Кореляційно-регресійний аналіз факторів формування та розвитку інтелектуального капіталу в Україні. *Financial and credit activity problems of theory and practice*. 2023. Т. 4, № 51. С. 383–396. DOI: <https://doi.org/10.55643/fcaptr.4.51.2023.4049>

12. Лук'яненко І. Г., Жук В. М. Аналіз часових рядів: побудова VAR і VECM моделей з використанням пакета EViews : практ. посіб. Київ : НаУКМА, 2013. 148 с. URL: <https://ekmair.ukma.edu.ua/bitstreams/1dcf8dff-3be7-47f2-bbf9-7666afdb462a/download> (дата звернення: 20.01.2026).

13. Використання ARCH / GARCH-моделі для прогнозування волатильності. *Caseware Ukraine*. URL: <https://caseware.com.ua/arch-garch-model/> (дата звернення: 20.01.2026).

14. Танасас Г., Гаврилов І. Емпіричний аналіз причинних зв'язків переливів волатильності індексу S&P-500. *Журнал європейської економіки*. 2024. Т. 23, № 2. С. 202–214. URL: <https://jeej.wunu.edu.ua/index.php/ukjee/article/view/1750> (дата звернення: 20.01.2026).

15. Довідник по Machine Learning – Multilayer Perceptron. База знань IT технологій. URL: <https://itwiki.dev/data-science/ml-reference/ml-glossary/multilayer-perceptron> (дата звернення: 20.01.2026).

16. Ансамблеві методи машинного навчання: Стекинг, Беггинг, Бустинг. Evergreen – web розробка і діджиталізація бізнесу за допомогою AI

продуктів. URL: <https://evergreens.com.ua/ua/articles/ensembles.html> (дата звернення: 20.01.2026).

17. Якімова Н. А. Математичні методи прогнозування в економіці та бізнесі : навч. посіб. для студ. першого (бакалавр.) рівня освіти спец. 111 «Матем.», 113 «Прикл. матем.», 292 «Міжнарод. економіч. відносини». Одеса : Одес. нац. ун-т ім. І. І. Мечникова, 2024. 211 с.