

## ПРОГНОЗУВАННЯ ВАЛЮТНИХ КУРСІВ ЗА ДОПОМОГОЮ МОДЕЛЕЙ ARIMA ТА LSTM

Багач Анна, Макарчук Олег

*Центральноукраїнський державний університет імені Володимира Винниченка,  
м. Кропивницький, Україна*

*У статті здійснено комплексне дослідження теоретичних та практичних аспектів прогнозування валютного курсу EUR/USD із використанням класичних економетричних моделей ARIMA та нейронної мережі LSTM, що належить до класу рекурентних мереж глибинного навчання. На основі реальних даних валютного ряду проведено поетапну обробку інформації, виконано сезонну декомпозицію, перевірено стаціонарність, здійснено первинний економіко-статистичний аналіз та побудовано моделі різної природи для оцінки прогнозної точності. Досліджено поведінку ряду під впливом глобальних економічних подій, визначено трендові коливання та випадкові збурення. Модель ARIMA продемонструвала типову для лінійних методів схильність до згладження, тоді як LSTM виявила здатність точніше відтворювати локальні піки та нелінійні відхилення. Здійснено порівняння моделей за допомогою статистичних тестів та аналізу похибок. Визначено економічну значущість прогнозів для фінансової системи України, включно з аналізом ризиків, впливом на імпорт, експорт, боргове навантаження та інвестиційні потоки. Результати дослідження підтверджують важливість інтегрованих підходів до прогнозування та окреслюють перспективи розвитку аналітичних інструментів у галузі фінансово-економічного моделювання.*

*Ключові слова: валютний курс, прогнозування, ARIMA, LSTM, часові ряди, фінансова стабільність, машинне навчання.*

### **Forecasting of exchange rates using arima and lstm models**

**A. Bahach, O. Makarchuk**

*Volodymyr Vynnychenko Central Ukrainian State University, Kropyvnytsky, Ukraine*

*The article provides a comprehensive study of the theoretical and practical aspects of forecasting the EUR/USD exchange rate using classical econometric models and modern deep-learning methods. Real exchange-rate data were processed, decomposed, and analyzed to identify seasonality, trends, and stochastic components. An ARIMA model was constructed to capture linear dependencies, while an LSTM neural network was implemented to learn nonlinear patterns and long-term temporal structures. The models were compared using statistical accuracy metrics and hypothesis tests. It was found that LSTM better reflects short-term fluctuations, while ARIMA*

*demonstrates robustness in modeling long-term trends. The economic implications of the predicted dynamics were analyzed in the context of Ukraine's financial system, particularly regarding import–export balances, debt burdens, inflationary pressures, and investment flows. The study highlights the relevance of hybrid forecasting approaches and outlines future directions for developing financial time-series modeling tools.*

*Key words:* exchange rate, forecasting, ARIMA, LSTM, time series, financial modelling.

**Постановка проблеми.** Валютний курс є одним із ключових макроекономічних індикаторів, що визначає конкурентоспроможність національної економіки, рівень цін, динаміку зовнішньої торгівлі та інвестиційну привабливість держави. У глобалізованому фінансовому середовищі, де міжнародні потоки капіталу є надзвичайно мобільними, а політичні та економічні події миттєво впливають на міжнародні ринки, прогнозування валютних курсів набуває дедалі більшої актуальності. Особливу увагу займає курс EUR/USD, який відіграє провідну роль у визначенні вартості міжнародних контрактів, котируванні сировинних товарів, встановленні процентних ставок та балансуванні платіжних операцій між країнами.

Україна значною мірою залежить від динаміки світових фінансових ринків, зокрема від коливань долара США та євро, що впливають на ціну імпорту енергоносіїв, технологічного обладнання, автомобілів, медикаментів, а також на доходи експортерів та боргову політику держави. У зв'язку з цим необхідність точного, науково обґрунтованого прогнозування валютного курсу стає критичною для прийняття ефективних управлінських рішень у банківському секторі, державному управлінні, бізнесі та інвестиційному середовищі.

Суттєвим ускладненням прогнозування є нестабільність фінансових ринків, посилена геополітичними ризиками, наслідками пандемії COVID-19, військовими конфліктами, макроекономічними кризами та змінами монетарної політики провідних центральних банків світу. За таких умов традиційні статистичні моделі часто потребують доповнення сучасними методами аналізу даних.

**Аналіз досліджень і публікацій.** Дослідження валютних часових рядів традиційно спирається на економетричні моделі, які дають змогу виявляти

структурні характеристики даних та залежності між попередніми значеннями ряду. Відомі праці Хайндмана та Атанасопулоса містять ґрунтовний аналіз застосування ARIMA, SARIMA та пов'язаних моделей у задачах прогнозування і визначають їх як базовий інструментарій для роботи з фінансовими часовими рядами [1]. Подібний підхід простежується у роботах Цая, який акцентує увагу на властивостях стаціонарності, сезонності та поведінці фінансових рядів, підкреслюючи їх складність та чутливість до структурних зламів [2].

Однак збільшення волатильності на валютних ринках та поява значної кількості нелінійних впливів спричинили активний розвиток альтернативних методів. Одним із ключових напрямів стали глибинні рекурентні нейронні мережі. Концепція довготривалої пам'яті LSTM, запропонована Хохрайтером та Шмідхубером [3], створила можливість ефективного використання машинного навчання у моделях, які враховують далекі часові залежності та нерівномірну структуру даних. Теоретичні засади глибинного навчання систематизовано у праці Гудфеллоу, Бенджіо та Курвіля [4], де розкрито механізми адаптації нейронних мереж до різних типів динамічних сигналів, зокрема фінансових.

Застосування LSTM саме у валютному прогнозуванні розглянуто в роботі Фанга, який продемонстрував здатність цієї архітектури перевершувати класичні моделі у відтворенні складних рухів на ринку обмінних курсів [5]. Окремі дослідження акцентують увагу на важливості вибору метрик оцінювання точності. Зокрема, Чай та Дракслер проаналізували властивості RMSE та MAE, які широко використовуються для порівняння моделей прогнозування [6]. Це особливо актуально в контексті валютних рядів, де різні підходи до оцінювання можуть по-різному реагувати на різкі стрибки курсу.

Суттєвий внесок у формування комбінованих моделей здійснив Чжан, який запропонував інтеграцію ARIMA з нейронними мережами, довівши ефективність поєднання лінійних і нелінійних підходів [7]. Ця ідея стала основою для сучасних гібридних стратегій прогнозування. В українській науковій літературі тему машинного навчання у фінансових моделях висвітлено

у роботі Шевченко, яка підкреслює доцільність застосування LSTM, градієнтного бустингу та інших алгоритмів для аналізу ринкових процесів [8].

Отже, наукова традиція прогнозування валютних курсів включає два основні напрями: класичну економетрику, що оперує лінійними зв'язками, та сучасні підходи машинного навчання, орієнтовані на моделювання нелінійних закономірностей. Незважаючи на наявність значної кількості досліджень у кожному з цих напрямів, питання коректного та обґрунтованого порівняння ефективності ARIMA та LSTM на реальних валютних даних залишається відкритим, що й зумовлює актуальність проведеного дослідження.

**Метою статті** є всебічне дослідження та зіставлення прогнозних можливостей класичної економетричної моделі ARIMA і нейронної мережі LSTM при моделюванні поведінки валютного курсу EUR/USD на основі фактичних статистичних даних. Особливу увагу приділено оцінюванню їхньої точності в умовах різних типів коливань ринку та визначенню того, якою мірою результати прогнозування можуть бути використані для обґрунтування рішень у фінансово-економічній політиці України. Такий підхід дає змогу оцінити практичну цінність застосування цих моделей у реальному макроекономічному контексті та визначити перспективи їх подальшого використання.

### **Виклад основного матеріалу (результатів) дослідження.**

Аналіз даних та їх підготовка. Валютний ряд EUR/USD був завантажений із відкритого джерела Yahoo Finance, після чого проведено його очищення від пропусків та аномальних значень. Дані охоплюють період з 2018 по 2025 рік, що забезпечує достатню довжину вибірки для моделювання трендових, сезонних і випадкових компонентів. Було виконано сезонну декомпозицію ряду методом STL, що дало змогу виокремити тренд, випадкові коливання та слабку сезонність, яка, втім, не є визначальною для структури ряду.

Перевірка стаціонарності за допомогою тесту Дікі–Фуллера засвідчила, що початковий ряд не є стаціонарним, тому було застосовано диференціювання першого порядку. Після цього автокореляційні й часткові автокореляційні функції дали змогу визначити параметри ARIMA.

Побудова моделі ARIMA. Оптимальною виявилася модель ARIMA(1,1,1), яка збалансувала авторегресійну залежність, інтегрування та ковзне середнє. Модель показала: помірну здатність відтворювати короткострокові тенденції; стабільне згладження даних; відсутність автокореляції залишків, що підтверджено тестом Ljung–Box.

Прогноз ARIMA виявився рівномірним і передбачуваним, однак менш чутливим до раптових змін.

Побудова моделі LSTM. LSTM-мережа була побудована як двошарова нейронна модель із 50 нейронами в кожному шарі, з нормалізацією ряду до інтервалу [0,1]. Навчання проводилося протягом десяти епох. Модель продемонструвала здатність враховувати як коротко-, так і довгострокові залежності.

Результати показали, що LSTM точніше відтворює локальні відхилення та різкі зміни валютного курсу, що є властивим фінансовим ринкам.

Порівняння моделей. Порівняння моделей ARIMA та LSTM здійснювалося на основі їх здатності передбачати короткострокову динаміку валютного курсу EUR/USD та на основі аналізу якості прогнозування, отриманої в результаті обчислення похибок та статистичних тестів. Обидві моделі були побудовані на одному й тому самому наборі даних, що дозволило забезпечити коректність порівняння та усунути вплив зовнішніх факторів. Візуальний аналіз отриманих прогнозів свідчить, що модель LSTM краще відтворює локальні коливання та раптові зміни ринку, тоді як ARIMA надає більш згладжений прогноз. Це також відображено на графіках з довірчими інтервалами, де прогноз ARIMA демонструє поступове розширення меж невизначеності, що є типовою властивістю авторегресійних моделей.

З метою кількісної перевірки різниці точності між моделями було застосовано тест Diebold–Mariano, який є стандартним методом статистичного оцінювання відмінності між прогнозами двох часових моделей. Для цього було сформовано ряди похибок для ARIMA та LSTM, після чого обчислено їхню різницю, що є основою для визначення статистики DM. Всі необхідні розрахунки

виконано згідно з класичними підходами до оцінки прогностичних похибок, що наведено у файлі роботи, включно з використанням середньоквадратичної похибки та прогностичних значень моделей.

У результаті обчислень отримано значення статистики Diebold–Mariano, яке становить 0.33966, а відповідне p-value — 0.73491. Оскільки p-value значно перевищує критичний рівень значущості 0.05, нульова гіпотеза про рівність середніх прогностичних похибок моделей не відхиляється. Це означає, що статистично обґрунтованої різниці в точності прогнозів між ARIMA та LSTM не виявлено. Тобто навіть попри те, що модель LSTM у середньому продемонструвала трохи нижчу похибку, ця перевага не є статистично доведеною.

Такі результати повністю відповідають спостереженням у ході експериментальної частини дослідження. ARIMA, будучи класичною лінійною моделлю, добре відтворює загальну тенденцію та не реагує надмірно на короткострокові флуктуації. Натомість LSTM, завдяки своїй архітектурі, здатна уловлювати складні нелінійні залежності, що робить її чутливішою до різких ринкових рухів і забезпечує нижчу середню похибку. Проте висока чутливість до шуму та обмежена кількість тренувальних даних можуть призводити до того, що ця перевага LSTM не є статистично стабільною, що й підтвердив тест Diebold–Mariano.

Результати порівняння свідчать, що в умовах наявного набору даних та конкретного часово-структурного контексту валютного ринку моделі ARIMA та LSTM демонструють майже однакову ефективність, і вибір моделі може базуватися не лише на точності прогнозів, але й на додаткових факторах: інтерпретованості, обчислювальній складності, стійкості до ризиків перенавчання та вимог до обсягу історичних даних. Водночас за умов розширення тренувального набору, збільшення кількості епох навчання або оптимізації параметрів нейронної мережі потенціал LSTM до підвищення точності є істотно вищим, що підтверджується теоретичними та емпіричними дослідженнями у сучасній фінансовій аналітиці.

Економічна інтерпретація прогнозу для України. Прогнозовані коливання курсу EUR/USD мають практичний вплив на українську економіку. У разі зміцнення долара зростає вартість імпорту, зокрема енергоносіїв, що посилює інфляційний тиск. Зниження курсу євро може здешевлювати європейський імпорт, але створювати додаткові ризики для експортерів. Паралельно зміцнення долара позитивно впливає на український ІТ-сектор та інші галузі, що отримують валютну виручку.

Враховуючи гібридну структуру української економіки та її залежність від зовнішніх ринків, точні валютні прогнози є необхідним інструментом у державному плануванні та банківському регулюванні.

**Висновки та перспективи подальших пошуків у напрямі дослідження.** Проведене дослідження дало змогу оцінити можливості двох різних підходів до моделювання валютного курсу EUR/USD та продемонструвало, що як ARIMA, так і LSTM можуть бути ефективними інструментами в залежності від характеру прогнозного завдання. Класична модель ARIMA, побудована на основі лінійних залежностей, забезпечила передбачувану траєкторію прогнозу та продемонструвала високу узгодженість із загальною логікою поведінки валютного ряду. Її перевага полягає у здатності формувати структурований та рівномірний прогноз, що підтверджується відсутністю автокореляції залишків. У роботі це було чітко зафіксовано під час статистичних перевірок, що підкреслює коректність побудованої моделі.

Натомість LSTM показала себе як інструмент, здатний реагувати на складніші особливості динаміки курсу. На візуальних графіках чітко простежується, що нейронна мережа краще відтворює короткочасні відхилення та реагує на різкі зсуви, властиві нестабільним ринковим періодам. Незважаючи на те, що середня похибка цієї моделі була нижчою, отримані статистичні результати – зокрема значення тесту Diebold–Mariano – свідчать про те, що ця перевага не має формального статистичного підтвердження. Таким чином, обидві моделі можуть вважатися порівняними за точністю прогнозування в межах досліджуваного періоду.

Виявлені відмінності у характері прогнозів підкреслюють, що ARIMA краще підходить для опису загального руху ринку, тоді як LSTM здатна вловити менш очевидні закономірності та пікові зміни. Така комплементарність підтверджує доцільність поєднання цих підходів у рамках гібридних систем прогнозування, які можуть використовувати сильні сторони кожної з моделей.

Практичний аналіз прогнозованої динаміки засвідчив, що зміни співвідношення між євро та доларом мають безпосередній вплив на українську економіку. Зафіксовані коливання можуть позначатися на вартості імпортованих товарів, борговому навантаженні держави та рівні інфляційного тиску, а також створювати як ризики, так і можливості для бізнесу, що працює з валютою. Отже, результати прогнозування мають не лише теоретичну, а й прикладну цінність.

Перспективи подальших досліджень пов'язані з розширенням набору факторів, які впливають на валютний ринок, а також із залученням більш сучасних методів аналізу часових рядів, таких як трансформери або комбіновані архітектури, що поєднують властивості економетричних і нейронних моделей. Це відкриває можливості для створення більш точних і адаптивних алгоритмів, здатних ефективно працювати в умовах ринкової невизначеності.

#### **Список використаної літератури:**

1. Hyndman R. J., Athanasopoulos G. Forecasting: Principles and Practice. 3rd ed. Melbourne : OTexts, 2021. 425 p.
2. Tsay R. S. Analysis of Financial Time Series. 3rd ed. New York : Wiley, 2010. 712 p.
3. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long Short-Term Memory // Neural Computation. 1997. Vol. 9, No. 8. P. 1735–1780.
4. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. Cambridge, MA : MIT Press, 2016. 800 p.
5. Fang Y. Foreign exchange rates forecasting with LSTM neural network // Procedia Computer Science. 2021. Vol. 199. P. 141–148.
6. Chai T., Draxler R. R. Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? // Geoscientific Model Development. 2014. Vol. 7. P. 1247–1250.
7. Zhang G. Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model // Neurocomputing. 2003. Vol. 50. P. 159–175.



8. Шевченко І. Г. Методи машинного навчання у фінансовому прогнозуванні // Фінансово-кредитна діяльність: проблеми теорії та практики. 2023. № 4(47). С. 96–104.

**Відомості про авторів:**

*Багач Анна Іванівна – студентка II курсу магістратури факультету інформаційних технологій, математики та природничих наук Центральноукраїнського державного університету імені Володимира Винниченка, тел. +380664385596, e-mail: [lady.krytsya@gmail.com](mailto:lady.krytsya@gmail.com).*

*Макарчук Олег Петрович – кандидат фізико-математичних наук, доцент кафедри математики, фізики та методик викладання Центральноукраїнського державного університету імені Володимира Винниченка, тел. 0967267986, e-mail: [makolpet@gmail.com](mailto:makolpet@gmail.com).*