

2012. <https://dspace.kntu.kr.ua/server/api/core/bitstreams/33cc9344-ec45-46af-983c-d14a-9334f1a7/content>
- "Investytsiina diialnist v Ukraini za 1 kvartal 2024 roku" [Investment Activity in Ukraine for the 1st Quarter of 2024]. <https://me.gov.ua/Documents/Detail?lang=uk-UA&id=9cb46b66-6285-4f7f-a08e-f450f32f0cb2&title=InvestitsiinaDiialnistVUkraini-Za1-Kvartal2024-Roku>
- [Legal Act of Ukraine] (1995). <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/384-95-п#Text>
- [Legal Act of Ukraine] (2014). <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/385-2014-п#Text>
- [Legal Act of Ukraine] (2015). <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/5/2015#Text>
- [Legal Act of Ukraine] (2020). <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/695-2020-п#Text>
- [Legal Act of Ukraine] (2020). <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/738-20#Text>

- [Legal Act of Ukraine] (2022). <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/175-2022-п#Text>
- [Legal Act of Ukraine] (2023). <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/3497-20#Text>
- "Nova Ukraina: stymuliuvannia investytsii u svobodu, myr ta protsvitannia – zvit USAID" [New Ukraine: Stimulating Investment in Freedom, Peace, and Prosperity – USAID Report]. ACC. April 13, 2023. <https://chamber.ua/ua/news/nova-ukraina-stymuliuvannia-investytsiy-u-svobodu-myr-ta-protsvitannia-zvit-usaid/>
- Zabarna, E. M. "Innovatsiini investytsii yak zabezpechennia staloho rozvytku rehioniv Ukrainy u postvoiennyi period" [Innovative Investments as a Provision for Sustainable Development of Regions in Ukraine in the Post-War Period]. *Ekonomika ta suspilstvo*, no. 59 (2024). DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2024-59-103>

УДК 336.76:519.86
JEL: C53; G11; G17
DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2025-6-174-183>

МЕТОДИЧНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЗМІНИ ВАРТОСТІ ІНВЕСТИЦІЙНОГО МОДЕЛЬНОГО ПОРТФЕЛЯ

©2025 КУЗНЕЦОВА С. О., КОРЕШНИКОВ Ф. Ю.

УДК 336.76:519.86
JEL: C53; G11; G17

Кузнецова С. О., Корешников Ф. Ю. Методичне забезпечення прогнозування зміни вартості інвестиційного модельного портфеля

У статті досліджено комплексне методичне забезпечення прогнозування зміни вартості інвестиційного модельного портфеля з урахуванням сучасних викликів глобального фінансового середовища. Визначено, що зростаюча роль інституціональних інвесторів та відкритих фондів на міжнародному ринку капіталу підвищує необхідність розробки точних, адаптивних і пояснюваних моделей прогнозування. Проаналізовано структурні зміни у складі світових інвестиційних активів, зокрема домінування акціонерного компонента, що обумовлює підвищену волатильність і ускладнює прогнозування вартості портфелів. Окрему увагу приділено порівнянню ефективності традиційних економетричних моделей (ARIMA, VAR, GARCH, LASSO) та сучасних методів машинного навчання (Random Forest, XGBoost, LSTM) у завданнях прогнозування дохідності та ризику. Обґрунтовано доцільність використання ансамблевих підходів до моделювання, що поєднують переваги різних методів і дозволяють досягти вищої стабільності результатів. Запропоновано інтегрований методичний підхід, який включає підготовку та структурування даних, побудову множинних моделей, їх оцінювання на основі статистичних та економічних критеріїв, програмну реалізацію та застосування результатів у практичному управлінні портфелем. Також окреслено ризики та обмеження, пов'язані з ефектом зміни ринкових режимів (concept drift) і складністю інтерпретації моделей глибокого навчання, що вимагає регулярного оновлення моделей і застосування ХАІ-технологій. Наукова новизна дослідження полягає у формалізації методології, яка враховує не лише прогностичну точність, а й адаптивність до ринкових змін, можливість перенавчання та інструменти практичного впровадження в процеси стратегічного управління активами. Отримані результати підтверджують ефективність комплексного підходу до прогнозування вартості портфеля як інструменту підвищення точності управлінських рішень в інвестиційній діяльності.

Ключові слова: інвестиційний портфель, прогнозування вартості, економетричні моделі, машинне навчання, структура активів, ризик портфеля, адаптивне моделювання.

Рис.: 2. Табл.: 1. Бібл.: 16.

Кузнецова Світлана Олександрівна – кандидат економічних наук, доцент, доцент кафедри обліку і фінансів, Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут» (вул. Кирпичова, 2, Харків, 61002, Україна)

E-mail: svitlana.kuznetsova@khpi.edu.ua

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1567-4791>

Researcher ID: <https://www.webofscience.com/wos/author/record/N-2896-2016>

Корешников Федір Юрійович – аспірант кафедри обліку і фінансів, Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут» (вул. Кирпичова, 2, Харків, 61002, Україна)

E-mail: Fedir.Koresnykov@emmb.khpi.edu.ua

ORCID: <https://orcid.org/0009-0002-2744-8684>

Kuznetsova S. O., Koreshnikov F. Yu. The Methodological Support for Forecasting Changes in the Value of the Investment Model Portfolio

The article examines the comprehensive methodological support for forecasting changes in the value of the investment model portfolio, considering modern challenges of the global financial environment. It is determined that the increasing role of institutional investors and open funds in the international capital market raises the necessity for the development of accurate, adaptive, and explainable forecasting models. Structural changes in the composition of global investment assets have been analyzed, particularly the dominance of the equity component, which leads to increased volatility and complicates the forecasting of portfolio values. Special attention is given to comparing the efficiency of traditional econometric models (ARIMA, VAR, GARCH, LASSO) and modern machine learning methods (Random Forest, XGBoost, LSTM) in forecasting returns and risks. A substantiation for the use of ensemble approaches to modeling, which combine the advantages of various methods and allow for achieving better stability of results, is presented. An integrated methodological approach has been proposed, which encompasses the preparation and structuring of data, the construction of multiple models, their evaluation based on statistical and economic criteria, software implementation, and the application of results in practical portfolio management. The risks and limitations associated with the impact of changing market regimes (concept drift) and the complexity of interpreting deep learning models are also outlined, requiring regular updates of models and the application of XAI technologies. The scientific novelty of the research lies in the formalization of a methodology that considers not only predictive accuracy but also adaptability to market changes, the possibility of retraining, and tools for practical implementation in the processes of strategic asset management. The obtained results confirm the efficiency of a comprehensive approach to portfolio value forecasting as a tool for enhancing the accuracy of managerial decisions in investment activities.

Keywords: investment portfolio, value forecasting, econometric models, machine learning, asset structure, portfolio risk, adaptive modeling.

Fig.: 2. **Tabl.:** 1. **Bibl.:** 16.

Kuznetsova Svitlana O. – Candidate of Sciences (Economics), Associate Professor, Associate Professor of the Department of Accounting and Finance, National Technical University «Kharkiv Polytechnic Institute» (2 Kyrpychova Str., Kharkiv, 61002, Ukraine)

E-mail: svitlana.kuznetsova@khp.edu.ua

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1567-4791>

Researcher ID: <https://www.webofscience.com/wos/author/record/N-2896-2016>

Koreshnikov Fedir Yu. – Postgraduate Student of the Department of Accounting and Finance, National Technical University «Kharkiv Polytechnic Institute» (2 Kyrpychova Str., Kharkiv, 61002, Ukraine)

E-mail: Fedir.Koreshnikov@emmb.khpi.edu.ua

ORCID: <https://orcid.org/0009-0002-2744-8684>

Прогнозування майбутньої вартості інвестиційного портфеля є ключовим завданням фінансового менеджменту, оскільки точні прогнози дають змогу інвесторам приймати обґрунтовані рішення щодо управління активами та ризиками. Класична гіпотеза ефективного ринку стверджує, що передбачити доходність активів дуже складно, і тому активно керовані фонди рідко стабільно перевищують ринок. Більш ранні дослідження часто підтримували цю точку зору, наголошуючи на відсутності прогностичної сили моделей і домінуванні пасивних стратегій індексного інвестування. Водночас, новіші роботи продемонстрували, що за допомогою більш витончених методів можна виявити певну передбачуваність динаміки ринків та отримати економічно значиму вигоду від прогнозів [6]. Саме тому науковці все більше уваги приділяють розробці методичного інструментарію, який забезпечить якомога точніше прогнозування змін вартості портфеля на основі статистичних, економічних і сучасних інтелектуальних методів.

Глобальний підхід до цієї проблематики полягає в узагальненні досвіду різних ринків та країн, а не лише локальних (наприклад, українських) умов. Волатильність світових фінансових ринків, такі події, як глобальні кризи чи пандемії, а також інтеграція ринків капіталу підкреслюють необхідність універсальних методів прогнозування, придатних для різних країн і класів активів. Протягом

останніх років з'явилися численні дослідження з різних куточків світу, які пропонують нові підходи до прогнозування фінансових показників – від традиційних статистичних моделей до методів штучного інтелекту (ШІ). Ці роботи закладають основу для вдосконалення у сфері прогнозування інвестиційних портфелів та демонструють практичну цінність прогнозів для підвищення ефективності управління портфелем.

Останнє десятиріччя ознаменувалося значним зростанням наукового інтересу до проблематики прогнозування вартості інвестиційних портфелів. Розвиток теорії ефективного ринку поступово поступається місцем концепціям передбачуваної доходності на основі багатфакторного аналізу. Дослідження авторів, зокрема Бесслер В., Вольф Д. [6], Рапач Д. Е., Штраус Дж. К., Чжоу Г. [12], Гу С., Келл, Б., Сю Д. [9], доводять практичну доцільність прогнозування динаміки фінансових активів за допомогою як класичних економічних методів, так і сучасних алгоритмів машинного навчання. У роботах Ван Дж. [16] і Чун Д., Кан Дж., Кім Дж. [7] обґрунтовано ефективність моделей ARIMA, GARCH, LASSO та LSTM у прогнозуванні як середнього значення, так і волатильності доходності активів.

Значне місце в науковій літературі приділено питанню комбінування різномірних моделей для

підвищення стабільності та точності прогнозів, що реалізується через підходи типу ensemble. Паралельно посилюється тренд застосування методів глибокого навчання, зокрема рекурентних нейронних мереж (LSTM), згорткових мереж (CNN) і графових структур (GNN), що дозволяє моделювати складні нелінійні взаємозв'язки між активами портфеля. У працях Сулеймані Ф., Паке Е. [8] і Тран П., Фам Т. К. А., Фан Х. Т., Нгуєн К. В. [15] відзначено, що сучасні моделі ШІ демонструють значно вищу прогностичну здатність порівняно з традиційними статистичними підходами, особливо в умовах високої волатильності ринку.

Разом із тим, класичні ARIMA- та VAR-моделі, як і економетричні факторні регресії, залишаються релевантними завдяки інтерпретованості, прозорості та прив'язці до фундаментальних економічних змінних. Саме тому в сучасних дослідженнях спостерігається інтегративна тенденція до об'єднання переваг класичних моделей та алгоритмів штучного інтелекту в рамках єдиного методичного підходу до прогнозування.

Попри численні наукові розробки у сфері прогнозування дохідності фінансових інструментів, існує низка невіршених аспектів, що обмежують практичну реалізацію прогнозних моделей у реальному портфельному менеджменті. Насамперед, більшість існуючих підходів зосереджені або на прогнозуванні окремих активів, або на короткостроковій динаміці цін, тоді як задача цілісного прогнозування вартості портфеля як агрегованої одиниці залишається недостатньо опрацьованою.

Крім того, ускладнюється питання адаптації моделей до змін ринкового середовища – так званий ефект «concept drift», за якого патерни, виявлені в історичних даних, швидко втрачають релевантність. Також досі відсутня уніфікована методика інтеграції прогнозних моделей у систему управління портфелем: більшість досліджень обмежуються побудовою моделей без подальшого використання результатів у реальному алокаційному рішенні або стратегії хеджування.

Не менш актуальною є проблема інтерпретованості нейромережевих моделей, які хоч і забезпечують високу точність прогнозу, проте залишаються «чорними ящиками» для користувача, що обмежує їх застосування в регламентованих умовах інституційного інвестування.

Таким чином, науковий інтерес зосереджується на подоланні цих бар'єрів: створенні гібридних моделей, адаптивному перенавчанні з використанням актуальних ринкових даних, пояснюваності результатів ШІ-моделей, а також формуванні прак-

тично-орієнтованого методичного забезпечення, що поєднує прогнозування з прийняттям рішень у реальному управлінні портфелем.

Метою статті є обґрунтування та розробка методичного підходу до прогнозування зміни вартості інвестиційного модельного портфеля з використанням сучасних статистичних та інтелектуальних методів.

Оцінка та інтерпретація статистичних тенденцій світового ринку регульованих відкритих фондів дозволяє виявити ключові закономірності, що мають безпосередній вплив на розвиток методичних підходів до прогнозування зміни вартості інвестиційного модельного портфеля (рис. 1) [13]. Аналіз даних свідчить про суттєве посилення ролі відкритих інституційних інвестиційних інструментів – таких як пайові фонди, біржові індексні фонди (ETF) та інституційні фонди – у глобальній структурі ринку капіталу. Так, у 2011 р. частка відкритих регульованих фондів становила лише 20% від загального обсягу світового ринку капіталу (28,4 трлн дол. США зі 142,9 трлн), тоді як у 2023 р. цей показник наблизився до 27%. Відносне та абсолютне зростання капіталізації цих фондів вказує на домінування інституціонального підходу до управління активами, а також на зростання значущості колективного інвестування як механізму впливу на глобальні ринкові процеси.

На основі цієї динаміки можна аргументувати необхідність нових прогнозних методів, які мають враховувати зростаючий обсяг відкритих фондів як компонент ринкової структури, оскільки зміна вартості таких фондів уже має суттєвий вплив на глобальну ліквідність і ціноутворення.

Додатковим вектором трансформації глобального інвестування є зміна внутрішньої структури самих фондів (рис. 2) [13].

За період 2010–2023 рр. спостерігається сталий тренд до переваги акціонерного компонента в загальній структурі активів під управлінням. Якщо у 2010 р. акції складали 41% фондів (близько 11,9 трлн дол.), то вже у 2023 р. їхня частка зросла до понад 46% (≈ 31,8 трлн дол.). Це означає зміщення фокуса інвесторів не лише в бік більш дохідних, але й більш волатильних активів, що суттєво ускладнює задачу прогнозування портфельної вартості.

У науковому аспекті зазначене зрушення обґрунтовує необхідність упровадження моделей, здатних враховувати підвищену волатильність і нестабільність ринків акцій.

Традиційні методи прогнозування фінансових часових рядів базуються на статистичних моделях і економетричних підходах, перевірених часом. Одним із найпоширеніших інструментів є

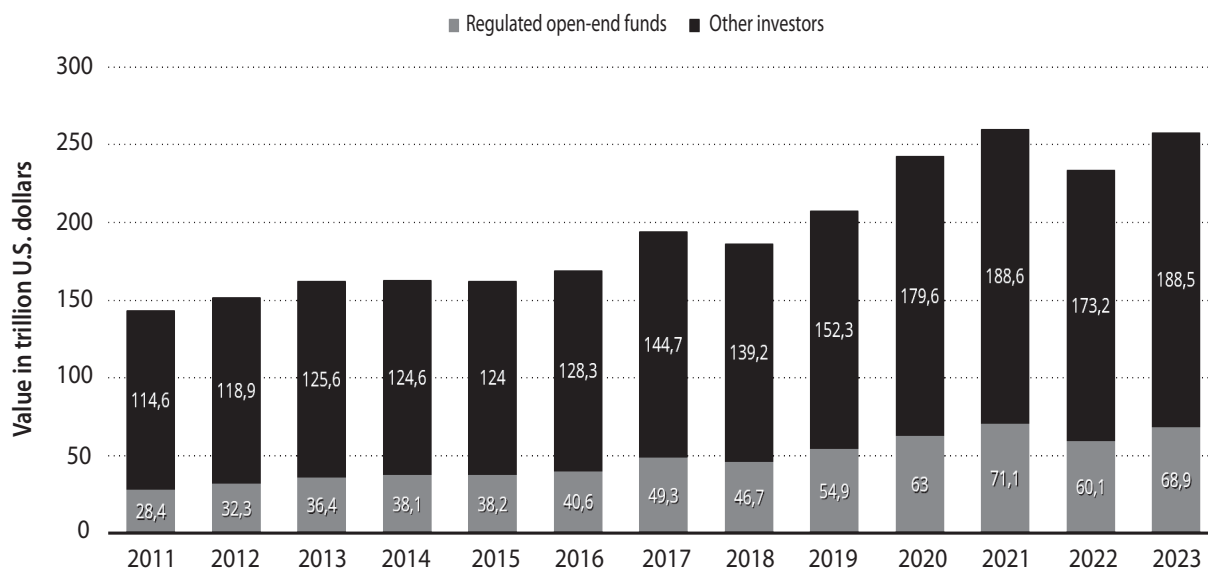


Рис. 1. Розмір світових регульованих відкритих фондів на світових ринках акцій та боргових зобов'язань у 2011–2023 рр. (трлн дол. США)

Джерело: побудовано авторами за даними [13].

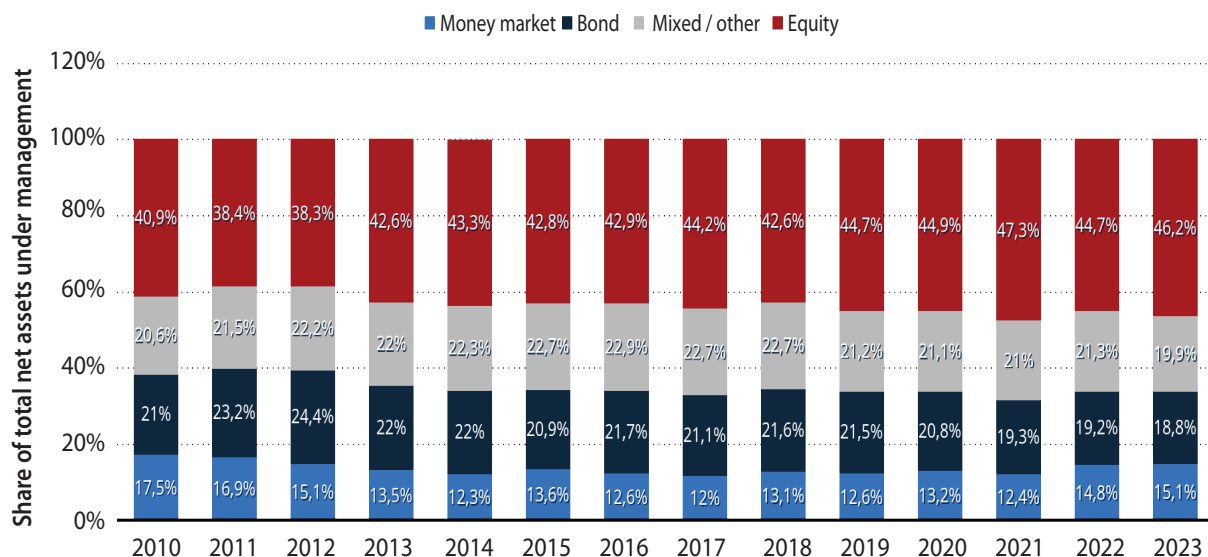


Рис. 2. Структура загальних чистих активів регульованих відкритих фондів у світі у 2010–2023 рр. за типами інвестиційних фондів

Джерело: побудовано авторами за даними [13].

авторегресійна інтегрована модель ковзного середнього (ARIMA – *autoregressive integrated moving average*). ARIMA-моделі широко застосовуються для прогнозування динаміки цін активів і показали високу надійність у фінансових застосуваннях [16]. Зокрема, Ван Дж. [16] відзначає, що ARIMA може забезпечувати кращу точність прогнозу фінансових часових рядів, ніж навіть деякі нейронні мережі, за рахунок ефективного моделювання автокореляцій у даних. ARIMA добре вловлює тренди та сезонність рядів після перетворення їх до стаціо-

нарного вигляду. Для підвищення точності прогнозу волатильності часто використовується зв'язка ARIMA з моделлю умовної гетероскедастичності – GARCH. Модель Generalized ARCH дозволяє прогнозувати змінність фінансових повернень, беручи до уваги ефект «кластеризації» волатильності. Комбінація ARIMA-GARCH дає змогу одночасно прогнозувати і середні значення, і ризики (дисперсію) портфельних дохідностей, що робить її корисною для задач управління ризиком і хеджування. Наприклад, у роботі Ван Дж. [16] ARIMA-GARCH

модель побудовано для прогнозування цін на золото та біткоїн; було показано, що така гібридна модель здатна досить точно передбачити коливання цін цих волатильних активів.

Окрім ARIMA, у прогнозуванні фінансових показників застосовують методи експоненційного згладжування (наприклад, модель Холта – Вінтерса для трендових і сезонних рядів), та Vector Autoregression (VAR) для спільного прогнозування кількох взаємопов'язаних часових рядів (наприклад, дохідностей різних класів активів). VAR-моделі корисні для портфельних прогнозів, оскільки враховують кореляції між активами. Економетричні факторні моделі також широко розповсюджені – зокрема, регресії дохідностей на макроекономічні індикатори та фінансові мультиплікатори. Такі прогностичні регресії використовують фундаментальні змінні (показники оцінки, прибутковості компаній тощо) та технічні індикатори як предиктори майбутніх дохідностей. Бесслер В., Вольф Д. [6] аналізують прогностичну здатність множини фундаментальних, макроекономічних і технічних факторів для секторних індексів акцій США. Келлі Б., Пруїтт С. [10] випробували різні специфікації регресій – від простого OLS до регуляризованих методів (LASSO, гребенева регресія), головних компонент, трифазного регресійного та комбінованих прогнозів. Їх результати підтвердили, що більшість секторів мають статистично значиму передбачуваність дохідності: модельні оцінки дохідності перевищують точність тривіального прогнозу за історичним середнім значенням. Істотне досягнення цього дослідження – інтеграція прогнозів у процес оптимізації портфеля за допомогою моделі Блека – Літтермана. Прогнозовані дохідності секторів трактувалися як «думка інвестора» в моделі Блека – Літтермана, що дозволило підлаштувати оптимальний портфель під очікування. У результаті портфелі, зважені з використанням прогнозів, показали суттєво кращу ефективність, ніж портфелі, що спираються лише на історичні середні чи пасивний індекс [4]. Зокрема, використання прогнозних моделей дало змогу підвищити дохідність і співвідношення портфеля Шарпа порівняно з наївними стратегіями. Цей висновок важливий, оскільки демонструє практичну цінність прогнозування: навіть часткова передбачуваність дохідності може бути перетворена на вигреш у ризик-дохідності для інвестора.

Варто зазначити, що хоча історично багато економістів скептично ставилися до можливості передбачення ринку, сучасні економетричні дослідження надали більш оптимістичні результати. Наприклад, Рапач Д. Е., Штраус Дж. К., Чжоу Г. [12]

та Нілі К. Дж., Рапач Д. Е., Ту Дж., Чжоу Г. [11] показали, що для фондового ринку США існує невелика, але корисна з економічної точки зору прогностична сила деяких змінних, а Бесслер В., Вольф Д. [6] продемонстрували переваги складних моделей алокації активів над пасивним інвестуванням. Таким чином, традиційні методи на кшталт ARIMA/VAR-регресій, збагачені великою кількістю факторів і вдосконалені методами регуляризації або комбінування прогнозів, залишаються важливим компонентом методичного забезпечення прогнозування вартості портфеля. Вони забезпечують інтерпретованість і теоретично обґрунтований зв'язок з економічними фундаментальними чинниками, що корисно для розуміння причин зміни вартості інвестицій.

Останніми роками бурхливо розвиваються підходи до прогнозування, що базуються на машинному навчанні (ML) та штучному інтелекті (ШІ). Ці методи здатні виявляти складні нелінійні патерни в даних і працювати з великими масивами інформації, що робить їх особливо привабливими для фінансових застосувань зі складною динамікою. Машинне навчання в прогнозуванні портфеля охоплює широкий спектр моделей: від вдосконалених регресій до глибоких нейронних мереж.

Одним із напрямів є застосування регуляризованих регресій та методів відбору ознак для підвищення точності прогнозу. Так, Чун Д., Кан Дж., Кім Дж. [7] досліджували прогнозування доходностей фондових індексів та валютного курсу за допомогою різних ML-моделей і множини макроекономічних показників. Вони виявили, що регуляризовані лінійні моделі – зокрема LASSO та Elastic Net – дають кращу точність у передбаченні дохідностей, ніж традиційні моделі без регуляризації. LASSO-регресія, яка здійснює автоматичний відбір найбільш інформативних предикторів, виявилася особливо ефективною у мультиваріантному прогнозуванні, перевершивши навіть деякі нелінійні методи. Ці висновки узгоджуються з результатами Гу С., Келлі Б., Хіу Д. [9], які провели масштабне порівняння методів ML для прогнозування дохідностей акцій. Автори [9] виявили, що серед безлічі підходів найкраще себе показують деревоподібні методи (дерева рішень) та нейронні мережі, оскільки вони враховують нелінійні взаємодії між факторами, недоступні для традиційних лінійних моделей. Особливо вражаючими є економічні результати застосування цих прогнозів: наприклад, стратегія динамічного входу/виходу з індексу S&P 500 на основі прогнозів нейронної мережі досягла аут-семпл коефіцієнта Шарпа 0,77 проти 0,51 у стратегії простого «купити і тримати».

Іншими словами, використання ШІ для таймінгу ринку дозволило більш ніж на 50% підвищити співвідношення дохідності до ризику порівняно з пасивним інвестуванням, що є вагомим практичним виграшем для інвестора.

Окрім згаданих, застосовуються й інші методи машинного навчання: випадкові ліси (*Random Forest*) ефективні при великій кількості потенційних факторів, градієнтний бустінг (наприклад, *XGBoost*) добре працює з нелінійностями та взаємодіями. Також використовуються методи класифікації – наприклад, *Support Vector Machines* – для прогнозування напрямку руху ринку (зростання або падіння), перетворюючи задачу на бінарну. Проте справжню революцію у фінансовому прогнозуванні спричинило глибоке навчання. Глибокі нейронні мережі здатні моделювати складні залежності та динамічно оновлюватися по мірі надходження нових даних. Одним з найуспішніших прикладів є рекурентні нейронні мережі (*RNN*) та їх різновид – довга короткострокова пам'ять (*LSTM*). *LSTM*-мережі спеціально спроектовані для роботи з часовими рядами, оскільки зберігають «пам'ять» про попередні значення при формуванні наступного прогнозу.

В дослідженні Тран П., Фам Т. К. А., Фан Х. Т., Нгуєн К. В. [15] було продемонстровано, що *LSTM*-модель, навчена на часовому ряді фондового індексу та технічних індикаторів, змогла досягти дуже високої точності прогнозу напрямку руху цін акцій на ринку, що розвивається (В'єтнам) [15]. Зокрема, точність прогнозування тренду для більшості акцій перевищила 93%, тобто модель правильно передбачила рух (вгору чи вниз) у переважній кількості випадків. Це надзвичайно високий показник, який свідчить про ефективність глибокого навчання у вилученні прихованих закономірностей ринку. Варто зазначити, що такі результати досягаються на тестових вибірках у стислих часових рамках; на ширших періодах або інших ринках точність може бути нижчою, але тенденція зрозуміла – нейромеревеві моделі значно покращили можливості прогнозування.

Крім рекурентних мереж, у фінансах випробовуються глибокі згорткові нейронні мережі (*CNN*) – їх застосовують для виявлення структур у фінансових даних, зокрема коли ринки розглядаються як графи взаємозв'язків. Нещодавні роботи також досліджують *graph neural networks* (*GNN*) для моделювання взаємозалежностей між акціями (наприклад, через мережі постачання чи загальні фактори) – це дозволяє краще прогнозувати динаміку цілих портфельів активів, беручи до уваги змінні зв'язки між ними [8].

Ще одним перспективним напрямом є підкріплювальне навчання (*Reinforcement Learning, RL*) у задачах управління портфелем. *RL*-алгоритми (наприклад, методи *Deep Q-Networks* або *Policy Gradient*) навчаються шляхом проб і помилок оптимальним діям, і їх можна використати для послідовного ребалансування портфеля або вибору моментів купівлі/продажу. Науковці відзначають, що *RL* особливо корисний у динамічних багатоваріантних рішеннях, де мета – максимізувати сумарну довгострокову віддачу портфеля [14]. Хоча підкріплювальне навчання більше стосується оптимізації портфеля, ніж прямого прогнозування, воно все ж включає прогнозні елементи (агент фактично вчиться прогнозувати найкращий наступний крок, ґрунтуючись на стані ринку). У поєднанні з глибокими нейронними мережами (*DRL – Deep RL*) такі методи вже успішно конкурують з традиційними підходами. В роботі Сутієн К., Швенднер П., Сіпос К. та ін. [14] зазначають, що оптимізація портфельів на основі глибокого та підкріплювального навчання демонструє значно кращі результати, ніж традиційні алгоритми, практично за всіма показниками ефективності. Більше того, сучасні ансамблеві підходи дозволяють поєднувати кілька моделей (наприклад, лінійну регресію, дерево рішень і нейромереву) в єдиний прогноз, що підвищує надійність і стабільність результату. Бесслер В., Вольф Д. [6] успішно застосували комбіновані прогнози (усереднення кількох моделей) для підвищення стійкості передбачень секторної дохідності.

Підсумовуючи, зазначимо, що сучасні методи ШІ здатні суттєво розширити можливості прогнозування зміни вартості інвестиційного портфеля. Вони не лише забезпечують вищу точність прогнозів, але й відкривають двері до використання нових типів даних. Наприклад, обробка текстів та аналіз настроїв (*NLP & sentiment analysis*) вже застосовуються для прогнозування ринків: новини, твіти та звіти компаній у режимі реального часу можна перетворювати на числові індикатори оптимізму/песимізму інвесторів і включати в моделі прогнозування. Це особливо актуально в сучасну епоху великих даних. Звісно, із упровадженням ШІ виникають і нові виклики – такі як прозорість і пояснюваність моделей («black box» – ефект нейромереву) – проте активні дослідження в галузі пояснюваного ШІ (*XAI*) поступово вирішують ці питання [14].

Отже, огляд літератури показує дві основні групи методів прогнозування: класичні статистичні та економетричні моделі, які забезпечують інтерпретованість і теоретичну обґрунтованість, та новітні методи машинного навчання і глибо-

кого навчання, які забезпечують високу точність і можуть врахувати складні нелінійні взаємозв'язки. Методичне забезпечення прогнозування портфеля має поєднувати переваги обох підходів – використовувати наявні економічні знання та потужність сучасних алгоритмів ШІ.

На основі проведеного дослідження пропонується інтегрований методичний підхід до прогнозування зміни вартості інвестиційного модельного портфеля (табл. 1). Цей підхід складається з кількох етапів: збір і підготовка даних, побудова прогнозних моделей (множинних), оцінювання та вибір моделі, інтеграція прогнозів управління портфелем, а також контроль та оновлення моделей. Ключова ідея – використати ансамбль різномірних методів для отримання більш точного і надійного прогнозу, ніж від кожної окремої моделі.

На першому етапі формулюється модельний інвестиційний портфель, для якого здійснюватиметься прогноз. Це може бути диверсифікований портфель з різних класів активів (акції, облігації, сировина), або, наприклад, портфель акцій з певного індексу. Обирається частота прогнозування (щоденна, щомісячна тощо) залежно від потреб управління – для тактичної алокації зазвичай використовують прогнози на горизонті від одного місяця до року. Збираються історичні дані про вартість портфеля або складові його активи за вибраний період. Якщо портфель складний, доцільно агрегувати дані в часовий ряд вартості портфеля (наприклад, розрахувати щоденну сумарну вартість або дохідність портфеля).

На другому етапі будуються кілька моделей для прогнозування зміни вартості портфеля (чи його дохідності). Рекомендовано поєднати при-

Таблиця 1

Інтегрований методичний підхід до прогнозування зміни вартості інвестиційного модельного портфеля

Етап	Підетап / метод	Опис
1. Підготовка даних	Вибір активів і періоду прогнозу	Визначення складу портфеля, вибір ринків, активів і часової частоти (денна/місячна)
	Формування предикторів	Використання технічних, макроекономічних, альтернативних даних для моделювання
2. Побудова моделей	ARIMA, VAR	Прогноз середнього значення дохідності, автокореляція
	GARCH (волатильність)	Прогноз дисперсії/волатильності для ризикових оцінок
	Факторні регресії, PCA	Зменшення розмірності, виявлення головних компонент
	Регуляризовані моделі (LASSO, Ridge)	Вибір релевантних змінних, уникнення перенавчання
	ML: Random Forest, XGBoost, LSTM	Передбачення нелінійностей, складних взаємодій
3. Оцінювання моделей	MAE, RMSE, R ²	Оцінка статистичної точності прогнозу
	Sharpe ratio, дохідність	Економічна ефективність стратегії з урахуванням ризику
	Комбінування прогнозів (ensemble)	Усереднення прогнозів, підвищення стабільності
4. Програмна реалізація	pandas, numpy, finance	Обробка та підготовка даних, завантаження цін
	statsmodels, scikit-learn, TensorFlow	Моделювання часових рядів, нейромереж, регресій
5. Інтеграція в рішення	Алокація активів за прогнозом	Перерозподіл ваг активів відповідно до сигналів
	Хеджування на основі прогнозу волатильності	Використання VaR або прогнозів GARCH для хеджування
	Кеш-менеджмент залежно від очікуваних змін	Збільшення частки готівки при очікуваному спаді
	Оновлення моделей та перенавчання	Регулярне оновлення моделей на нових даних

Джерело: розроблено авторами на основі [1–12; 14–16].

наймні одну модель з кожної категорії з огляду літератури: статистична модель, економетрична регресійна модель, машинне навчання (дерева, ансамблі), глибока нейронна мережа та інші.

Кожну модель необхідно оцінити за її прогнозною точністю та корисністю. Для цього використовуються метрики точності прогнозу: середня квадратична помилка (*MSE*), середня абсолютна помилка (*MAE*), коефіцієнт детермінації *R* (для out-of-sample прогнозів), а також статистичні показники на кшталт інформаційних критеріїв Акаїке і Шварца (*AIC*, *BIC*) для балансування складності моделі та якості підгонки. Важливо оцінювати моделі на тестовій вибірці, яка не використовувалася при навчанні, щоб імітувати реальну прогностичну ситуацію. Крім того, для фінансових прогнозів доцільно оцінити економічні метрики: наприклад, як використання прогнозу впливає на дохідність портфеля.

Реалізація такого комплексу моделей найзручніше здійснюється за допомогою сучасних мов програмування для аналізу даних – зокрема, Python або R.

Завершальний етап методології – використання отриманих прогнозів у процесі управління портфелем.

Важливо наголосити, що модельний комплекс повинен регулярно оновлюватися та перебудовуватися. Ринки є динамічними, їхні статистичні властивості можуть змінюватися (режими волатильності, взаємозв'язки активів). Тому необхідний процес «feedback» – після кожного періоду слід перевіряти, як моделі впоралися, перепідбирати параметри за новими даними, додавати нові релевантні фактори або змінювати моделі, якщо деякі перестали працювати. Такий цикл постійного навчання (*continuous learning*) надасть актуальність методичного забезпечення прогнозування на довгостроковому горизонті.

Підсумовуючи, зазначимо, що запропонована методологія передбачає поєднання кількох підходів до прогнозування та використання сучасного програмного інструментарію для їх реалізації. Це системне методичне забезпечення, що дозволяє підвищити надійність прогнозу (через ансамбль моделей) і безперервно адаптуватися до нових умов ринку (через оновлення моделей).

Варто також обговорити межі та ризики запропонованого підходу. Попри позитивні результати, слід пам'ятати, що жодна модель не дає ідеальних прогнозів. Ринки залишаються непередбачуваними, особливо під впливом екзогенних шоків (наприклад, геополітичних подій, стихійних лих). У запропонованих експериментах моделі не завжди успішно прогнозували різкі одномоментні

обвали або зльоти, які не були передбачені в навчальних даних. Тому людський контроль і експертиза залишаються важливими: менеджер портфеля має розглядати модельні сигнали як допоміжний інструмент, а не як автоматичну істину. Крім того, моделі машинного навчання можуть періодично втрачати актуальність (ефект «drift»): наприклад, якщо ринок структурно змінився, то патерни, навчені на старих даних, можуть більше не працювати. Це підкреслює необхідність постійного перенавчання та валідації моделей на нових даних. Також є питання інтерпретованості: економетричні моделі дозволяють зрозуміти, чому зроблено той чи інший прогноз (через коефіцієнти регресії), тоді як глибокі нейронні мережі – «чорні ящики». Проте методи Shapley values, LIME тощо можуть надавати пояснення, які фактори найбільше вплинули на прогноз нейромережі.

Підсумовуючи, зазначимо: результати підтверджують, що методичне забезпечення, яке поєднує статистичні та III-методи, є дієвим для прогнозування зміни вартості портфеля. Воно дає вимірювані вигоди у вигляді підвищення дохідності, зниження ризику та кращої адаптивності до ринкових умов. Хоча існують ризики та виклики, але правильне налаштування та відповідальне використання моделей здатне суттєво покращити процес управління інвестиційним портфелем.

ВИСНОВКИ

У результаті проведеного дослідження обґрунтовано, що поєднання класичних економетричних методів та сучасних інтелектуальних моделей створює ефективне методичне забезпечення для прогнозування зміни вартості інвестиційного портфеля. На основі аналізу глобальних структурних зрушень на ринку інвестиційних фондів, зокрема зростання ролі акціонерного компонента та відкритих фондів, встановлено, що традиційні статистичні підходи потребують доповнення гнучкими та високоточними алгоритмами машинного навчання.

Запропоновано інтегрований підхід, що передбачає побудову ансамблю прогностичних моделей (ARIMA, GARCH, LASSO, Random Forest, LSTM), оцінювання їх ефективності як за статистичними критеріями, так і за економічними метриками, та подальшу реалізацію прогнозів у практичних рішеннях щодо алокації активів, хеджування та кеш-менеджменту. Важливою перевагою цього підходу є адаптивність до ринкових змін і можливість перенавчання моделей на нових даних, що забезпечує підвищення точності прогнозів у динамічному середовищі.

Разом із тим, акцентовано увагу на обмеженнях моделей, зокрема проблемі пояснюваності гли-

боких нейромережових структур і ризику втрати актуальності моделей у випадку зміни ринкового режиму. Для мінімізації цих ризиків рекомендовано поєднувати інтерпретовані моделі з пояснюваним ШІ (XAI) і підтримувати регулярну валідацію алгоритмів.

Таким чином, результати дослідження підтверджують, що методичне забезпечення, яке інтегрує переваги економетрії та машинного навчання, має високий потенціал для вдосконалення процесу прогнозування портфельної вартості та підвищення ефективності управління інвестиціями в умовах глобальної ринкової турбулентності. ■

БІБЛІОГРАФІЯ

1. Гіріна О. Б., Івченко В. П. Багатокритеріальна оптимізація структури портфеля реальних інвестицій. *Економіка та суспільство*. 2023. Вип. 50. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2023-50-37>
2. Гулик Т. В., Кравець В. В. Сфера застосування моделі САМ у аналізі методів оцінки ризиків. *Економіка та суспільство*. 2024. Вип. 69. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2024-69-132>
3. Захаркін О. О., Захаркіна Л. С., Сергеев А. М. Порівняльний аналіз ефективності ETF-фондів як інструментів пасивного інвестування. *Проблеми сучасних трансформацій. Серія «Економіка та управління»*. 2025. № 18. DOI: <https://doi.org/10.54929/2786-5738-2025-18-08-03>
4. Black F., Litterman R. Global Portfolio Optimization. *Financial Analysts' Journal*. 1992. Vol. 48. No. 5. P. 28–43. DOI: <https://doi.org/10.2469/faj.v48.n5.28>
5. Bessler W., Wolff D. Portfolio Optimization with Sector Return Prediction Models. *Journal of Risk and Financial Management*. 2024. Vol. 17. No. 6. DOI: <https://doi.org/10.3390/jrfm17060254>
6. Bessler W., Wolff D. Do Commodities add Value in Multi-Asset-Portfolios? An Out-of-Sample Analysis for different Investment Strategies. *Journal of Banking and Finance*. 2015. Vol. 60. P. 1–20. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2015.06.021>
7. Chun D., Kang J., Kim J. Forecasting returns with machine learning and optimizing global portfolios: evidence from the Korean and U.S. stock markets. *Financial Innovation*. 2024. Vol. 10. Art. 124. DOI: <https://doi.org/10.1186/s40854-024-00648-w>
8. Soleymani F., Paquet E. Deep graph convolutional reinforcement learning for financial portfolio management – DeepPocket. *Expert Systems with Applications*. 2021. Vol. 182. Art. 115127. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115127>
9. Gu S., Kelly B., Xiu D. Empirical Asset Pricing via Machine Learning. *The Review of Financial Studies*. 2020. Vol. 33. Iss. 5. P. 2223–2273. DOI: <https://doi.org/10.1093/rfs/hhaa009>

10. Kelly B., Pruitt S. The three-pass regression filter: A new approach to forecasting using many predictors. *Journal of Econometrics*. 2015. Vol. 186. Iss. 2. P. 294–316. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2015.02.011>
11. Neely C. J., Rapach D. E., Tu J., Zhou G. Forecasting the Equity Risk Premium: The Role of Technical Indicators. *Management Science*. 2014. Vol. 60. Iss. 7. P. 1617–1859. DOI: <https://doi.org/10.1287/mnsc.2013.1838>
12. Rapach D. E., Strauss J. K., Zhou G. Out-of-sample equity premium prediction: Combination forecasts and links to the real economy. *Review of Financial Studies*. 2010. Vol. 23. Iss. 2. P. 821–862. DOI: <https://doi.org/10.2139/ssrn.1257858>
13. Statista. URL: <https://www.statista.com/>
14. Sutiene K., Schwendner P., Sipos C. et al. Enhancing portfolio management using artificial intelligence: literature review. *Frontiers in Artificial Intelligence*. 2024. Vol. 7. Art. 1371502. DOI: <https://doi.org/10.3389/frai.2024.1371502>
15. Tran P., Pham T. K. A., Phan H. T., Nguyen C. V. Applying machine learning algorithms to predict the stock price trend in the stock market – The case of Vietnam. *Humanities and Social Sciences Communications*. 2024. Vol. 11. Art. 393. DOI: <https://doi.org/10.1057/s41599-024-02807-x>
16. Wang J. Application of Portfolio Price Forecasting Based on ARIMA-GARCH Model. *Advances in Intelligent Systems*. Proceedings of ICAID 2023. Vol. 9. P. 296–303. DOI: https://doi.org/10.2991/978-94-6463-222-4_31

REFERENCES

- Bessler, W., and Wolff, D. "Do Commodities add Value in Multi-Asset-Portfolios? An Out-of-Sample Analysis for different Investment Strategies". *Journal of Banking and Finance*, vol. 60 (2015): 1-20. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2015.06.021>
- Bessler, W., and Wolff, D. "Portfolio Optimization with Sector Return Prediction Models". *Journal of Risk and Financial Management*, vol. 17, no. 6 (2024). DOI: <https://doi.org/10.3390/jrfm17060254>
- Black, F., and Litterman, R. "Global Portfolio Optimization". *Financial Analysts' Journal*, vol. 48, no. 5 (1992): 28-43. DOI: <https://doi.org/10.2469/faj.v48.n5.28>
- Chun, D., Kang, J., and Kim, J. "Forecasting returns with machine learning and optimizing global portfolios: evidence from the Korean and U.S. stock markets". *Financial Innovation*, art. 124, vol. 10 (2024). DOI: <https://doi.org/10.1186/s40854-024-00648-w>
- Gu, S., Kelly, B., and Xiu, D. "Empirical Asset Pricing via Machine Learning". *The Review of Financial Studies*, vol. 33, no. 5 (2020): 2223-2273. DOI: <https://doi.org/10.1093/rfs/hhaa009>
- Hirina, O. B., and Ivchenko, V. P. "Bahatokryterialna optymizatsiia struktury portfelia realnykh investysii"

[Multi-Criteria Optimization of the Real Investment Portfolio Structure]. *Ekonomika ta suspilstvo*, no. 50 (2023).
DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2023-50-37>
Hulyk, T. V., and Kravets, V. V. "Sfera zastosuvannya modeli CAPM u analizi metodiv otsinky ryzykiv" [Scope of Application of the CAPM Model in the Analysis of Risks Assessment Methods]. *Ekonomika ta suspilstvo*, no. 69 (2024).
DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2024-69-132>
Kelly, B., and Pruitt, S. "The three-pass regression filter: A new approach to forecasting using many predictors". *Journal of Econometrics*, vol. 186, no. 2 (2015): 294-316.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2015.02.011>
Neely, C. J. et al. "Forecasting the Equity Risk Premium: The Role of Technical Indicators". *Management Science*, vol. 60, no. 7 (2014): 1617-1859.
DOI: <https://doi.org/10.1287/mnsc.2013.1838>
Rapach, D. E., Strauss, J. K., and Zhou, G. "Out-of-sample equity premium prediction: Combination forecasts and links to the real economy". *Review of Financial Studies*, vol. 23, no. 2 (2010): 821-862.
DOI: <https://doi.org/10.2139/ssrn.1257858>

Soleymani, F., and Paquet, E. "Deep graph convolutional reinforcement learning for financial portfolio management - DeepPocket". *Expert Systems with Applications*, art. 115127, vol. 182 (2021).
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115127>
Statista. <https://www.statista.com/>
Sutiene, K. et al. "Enhancing portfolio management using artificial intelligence: literature review". *Frontiers in Artificial Intelligence*, art. 1371502, vol. 7 (2024).
DOI: <https://doi.org/10.3389/frai.2024.1371502>
Tran, P. et al. "Applying machine learning algorithms to predict the stock price trend in the stock market - The case of Vietnam". *Humanities and Social Sciences Communications*, art. 393, vol. 11 (2024).
DOI: <https://doi.org/10.1057/s41599-024-02807-x>
Wang, J. "Application of Portfolio Price Forecasting Based on ARIMA-GARCH Model". *Advances in Intelligent Systems*, vol. 9 (2023): 296-303.
DOI: https://doi.org/10.2991/978-94-6463-222-4_31
Zakharkin, O. O., Zakharkina, L. S., and Serheiev, A. M. "Porivnialnyi analiz efektyvnosti ETF-fondiv yak instrumentiv pasyvnoho investuvannya" [Comparative Analysis of the Effectiveness of ETFs as Passive Investment Instruments]. *Problemy suchasnykh transformatsii. Seriya «Ekonomika ta upravlinnia»*, no. 18 (2025).
DOI: <https://doi.org/10.54929/2786-5738-2025-18-08-03>

УДК 330.322
JEL: O18; R10; R58
DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2025-6-183-189>

ІНВЕСТУВАННЯ В ІНФРАСТРУКТУРУ НАЦІОНАЛЬНОЇ ЕКОНОМІКИ УКРАЇНИ: СУЧАСНІ ВИКЛИКИ ТА ДИНАМІКА ЗМІН

©2025 ДРАЧУК О. В.

УДК 330.322
JEL: O18; R10; R58

Драчук О. В. Інвестування в інфраструктуру національної економіки України: сучасні виклики та динаміка змін

Мета дослідження полягає в діагностиці проблем інвестиційного клімату України та окресленні ефективних шляхів залучення інвесторів для реалізації інфраструктурних проєктів у післявоєнний період. У статті розглянуто сучасні тенденції та виклики, що супроводжують процес інвестування в інфраструктурний розвиток України в умовах воєнного стану та в контексті майбутньої повоєнної відбудови. Автором обґрунтовано ключову роль інфраструктурних інвестицій як мультиплікатора економічного зростання, джерела створення робочих місць і засобу інтеграції країни до глобального економічного простору. Аналізується специфіка інфраструктурного фінансування у кризових умовах – політична нестабільність, руйнування об'єктів критичної інфраструктури, дефіцит бюджетних ресурсів, а також недосконалість нормативно-правового середовища, які знижують інвестиційну привабливість України. Особлива увага приділена оцінці ефективності та потенціалу державно-приватного партнерства як одного з ключових інструментів залучення інвестицій у стратегічні інфраструктурні проєкти. Наводяться приклади міжнародного досвіду та обґрунтовується доцільність його адаптації в українських реаліях. Висвітлено основні проблемні аспекти, що гальмують розвиток інфраструктурного інвестування: нестабільність податкової політики, корупційні бар'єри, відсутність гарантій захисту інвесторів, слабкий розвиток фінансового ринку та брак довгострокових фінансових інструментів. На основі аналізу запропоновано низку стратегічних рішень щодо вдосконалення механізмів фінансування інфраструктури, серед яких – посилення прозорості державної політики, підтримка «зелених» інвестицій, цифровізація управління проєктами та реформування судової системи. Автор наголошує, що ефективна інвестиційна стратегія має поєднувати державне планування, приватний капітал і міжнародну технічну допомогу, створюючи синергію для стійкого економічного зростання. Отримані результати можуть бути використані в процесі формування державної інвестиційної політики та розроблення інструментів для економічного відновлення країни.

Ключові слова: інвестиції, інфраструктура, національна економіка, повоєнна відбудова, інвестування, державно-приватне партнерство.

Табл.: 1. **Бібл.:** 12.

Драчук Олександр Вікторович – здобувач, Уманський національний університет (вул. Інститутська, 1, Умань, 20301, Україна)
E-mail: o_drachuk@ukr.net