

Чепига Б.Т.

провідний економіст відділу досліджень
Департаменту монетарної політики та економічного аналізу,
Національний банк України
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9614-8840>

Пілько А.Д.

кандидат економічних наук, доцент,
доцент кафедри економічної кібернетики,
Карпатський національний університет імені Василя Стефаника
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4418-6877>

Cheruha Bohdan

National Bank of Ukraine

Pilko Andriy

Vasyl Stefanyk Carpathian National University

АНАЛІЗ ВАРТОСТІ ІНВЕСТИЦІЙНОГО ПОРТФЕЛЯ ЗА ДОПОМОГОЮ ЗАСТОСУВАННЯ МОДЕЛЕЙ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ТА ВИКОРИСТАННЯ ОПТИМІЗАЦІЙНИХ МЕТОДІВ*

ANALYSIS OF THE VALUE OF THE INVESTMENT PORTFOLIO USING THE APPLICATION OF MACHINE LEARNING MODELS AND THE USE OF OPTIMIZATION METHODS

В роботі проведено порівняльний аналіз методів управління інвестиційним портфелем з подальшим формуванням моделей аналізу та прогнозування вартості інвестиційного портфеля. Спираючись на дані вибірки запропоновано підхід до постановки та вирішення задачі аналізу впливу факторів макросередовища на динаміку, структуру та прибутковість інвестиційного портфеля. Використання моделей та методів машинного навчання, зокрема лінійної регресії, опорних векторних машин (SVM), випадкового лісу (Random Forest) та дерев рішень (Decision Trees) дозволило розрахувати вартість інвестиційного портфеля. Розрахунок прогнозу вартості активів на наступні 12 місяців на основі середньозваженої вартості з даних чотирьох моделей дозволив визначити найбільш привабливі активи для формування інвестиційного портфеля та спрогнозувати їхню прибутковість. Подальші дослідження у цьому напрямі дозволять розширити спектр макроекономічних показників, які слід враховувати в економетричних моделях та моделях машинного навчання, а також підходи до формування інвестиційного портфеля, зокрема із оцінкою не лише прибутковості та ризику, але й податкових чинників, ліквідності та трансакційних витрат.

Ключові слова: інвестиційний портфель, моделювання, оптимізація, машинне навчання, активи, прогнозування.

The analysis of statistical information, as well as the use of optimization, econometric and machine learning models allowed us to propose a possible approach to solving the problem of assessing the impact of macroeconomic factors on the formation of the investment portfolio of economic agents in the conditions of modern Ukrainian realities. It has been proven that machine learning methods allow us to take into account complex market dependencies, that significantly increases the efficiency of portfolio management. The paper provides a comparative analysis of investment portfolio management methods followed by the formation of investment portfolio value analysis and forecasting models. Based on data from open sources, a sample was formed and an approach to setting and solving the problem of analyzing the impact of macro-environmental factors on the dynamics, structure and profitability of the investment portfolio was proposed. The use of models and methods of machine learning, in particular linear regression, support vector machines

*Примітка: думки авторів не виражають позицію НБУ.



(SVM), Random Forest and Decision Trees made it possible to calculate the value of the investment portfolio. Calculation of the asset value forecast for the next 12 reporting periods based on the weighted average value from the data of the four models made it possible to determine the most attractive assets for forming an investment portfolio and forecast their profitability. It has been confirmed that modern forecasting models, in particular, those based on machine learning algorithms, provide a faster and more accurate assessment of financial trends than traditional econometric models. Further research in this direction will allow to expand the spectrum of macroeconomic indicators that should be taken into account in econometric and machine learning models, as well as approaches to the formation of an investment portfolio, in particular with an assessment of not only profitability and risk, but also tax factors, liquidity and transaction costs. It is also possible to use a wider set of statistical tools with optimization of parameters of machine learning models for setting and implementing tasks of analysis and forecasting the value of investment assets.

Keywords: investment portfolio, modeling, optimization, machine learning, assets, forecasting.

Постановка проблеми. Рівень та динаміка розвитку фінансової системи є одними з визначальних факторів, що впливають на економічне зростання. Вони впливають на здатність економічних агентів ефективно залучати ресурси до перспективних інноваційних проектів та забезпечувати хеджування ризикованих операцій. Водночас, об'єктом інвестування може бути не тільки певне підприємство, а й окремих фінансовий або реальний актив. До повномасштабного вторгнення фінансовий ринок в Україні був недостатньо розвинений. Він продовжує перебувати на тому ж етапі розвитку і в даний час. Найпопулярнішими активами для інвестування серед резидентів наразі є облігації внутрішніх державних позик (ОВДП), депозити, валюта або деякі дорогоцінні метали. Спроби виходу на зовнішні інвестиційні ринки фіксуються дещо рідше. З огляду на обмежені ресурси для інвестування, альтернатив не так багато, але їх достатньо для певної диверсифікації.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. В науковій літературі можна зустріти значну кількість результатів досліджень, спрямованих на проведення критичного порівняльного аналізу існуючих методів управління фінансовими активами та практичну реалізацію методів оптимізації та прогнозування різних фінансових активів. Зокрема, Chhajjer P., Shah M., Kshirsagar A. [1] досліджують використання інструментів штучного інтелекту та машинного навчання для прогнозування майбутніх подій на фондовому ринку. У статті Ding S. [2] досліджується оптимізація портфеля в умовах ринкової волатильності шляхом поєднання теорії інвестицій Марковіца та алгоритму Монте-Карло. Ding S. [2] застосовує модель Марковіца для аналізу середнього значення та дисперсії прибутковості окремих акцій, визначаючи «ефективну межу портфеля». Метод Монте-Карло, своєю чергою, використовується для симуляції змін різних факторів, що впливають на ринок, та для знаходження портфеля з найвищим коефіцієнтом Шарпа, що, на думку автора, є оптимальним у турбулентних ринкових умовах.

У дослідженні Li A. [3] застосовується симуляція Монте-Карло для побудови ефективної межі та оптимізації інвестиційного портфеля. Цей метод дозволяє шляхом багаторазового випадкового моделювання генерувати значну кількість наборів ваг для акцій, що входять до портфеля. Завдяки цьому Монте-Карло допомагає ідентифікувати портфелі з максимальним коефіцієнтом Шарпа та мінімальною дисперсією, оцінюючи їхню ефективність порівняно з ринковим індексом S&P 500. У статті Martinez-Nieto L., Fernandez-Navarro F., Carbonero-Ruz M., Montero-Romero T. [4] досліджується ефективність різних стратегій диверсифікації та середньо-дисперсійних моделей (за Марковіцем) для оптимізації портфеля. У дослідженні Chaweeewanchon A., Chaysiri R. [5] поєднуються підходи Марковіца та методи прогнозування акцій з алгоритмами машинного навчання. Хоча головна увага роботи зосереджена на точності прогнозування, автори також роблять порівняння середньо-варіативний метод із рівномірно зваженим (Equally Weighted) портфелем. Результати демонструють, що традиційні методи Марковіца показують більшу стабільність порівняно з простішими підходами.

Стаття Behera J., Pasayat A. K., Behera H., Kumar P. [6] пропонує гібридний підхід до оптимізації портфеля, що інтегрує алгоритми машинного навчання для прогнозування цін акцій. Для подальшого відбору портфеля застосовується модель Mean-VaR (Value-at-Risk), яка є одним з ключових оптимізаційних методів для управління ризиком. У статті Faheem N.M.A., Aslam N.M., Kakolu N.S. [7] досліджується застосування штучного інтелекту в оптимізації інвестиційних портфелів, підкреслюючи роль різних методів машинного навчання. Дослідження порівнює ефективність таких алгоритмів машинного навчання, як Support Vector Machines, Random Forests, LSTM та Reinforcement Learning, за критеріями коефіцієнта Шарпа, волатильності та річної прибутковості. У роботі Sadorsky P. [8] використовуються методи машинного навчання на основі дерев, такі як випадкові ліси (random

forests), беггінг (bagging) та надзвичайно рандомізовані дерева (ExtraTrees), для прогнозування напрямку цін на акції сонячної енергетики. Дослідження показує, що точність прогнозування цих моделей (вище 85% для горизонту від 8 до 20 днів) значно перевершує логістичну регресію, підтверджуючи ефективність машинного навчання для прогнозування напрямку руху акцій.

Метою дослідження є проведення порівняльного аналізу методів управління інвестиційним портфелем з подальшим формуванням моделей аналізу та прогнозування вартості інвестиційного портфеля.

Виклад основного матеріалу дослідження.

Для даного дослідження було зібрано дані з відкритих джерел із січня 2016 по листопад 2024 року, включаючи базу даних Національної асоціації банків України (НАБУ) [9], Національного банку України (НБУ) [10], Federal Reserve Bank of New York [11], LBMA [12] та Economic Policy Uncertainty Index [13]. Для цього було використано програмне забезпечення для статистичних розрахунків R (RStudio).

Для вирішення поставлених задач сформовано набір змінних, що визначають активи: *OVDP* – середньорічна дохідність ОВДП, %; *Deposit* – середньозважена річна ставка за новими депозитами нефінансових корпорацій, %; *Cash_US* – готівковий курс гривні до долара; *SP500* – значення індексу S&P 500; *Gold* – вартість золота за унцію (London Gold Fixing), \$.

Змінні, які потенційно можуть визначати дохідність попередньоозначених активів: *CPI_UA* – значення індексу інфляції до попереднього місяця, %; *M1_UA* – грошовий агрегат M1 для України, млрд. грн; *Debt_UA* – співвідношення державного боргу до ВВП, %; *GPR_UA* – індекс геополітичного ризику для України; *CPI_USA* – індекс геополітичного ризику для США; *EFFR* – ефективна ставка по федеральним фондам США, %; *GPR_W* – світовий індекс геополітичного ризику.

Припустимо, що підприємство наприкінці 2015 року отримало позаплановий додатковий прибуток у розмірі 10 000 грн, проте розширювати власні виробничі потужності не планує. Тому постає питання у їхньому використанні у іншому напрямку – інвестуванні, на випадок майбутніх незапланованих обставин, і збереженні початкової вартості власних коштів.

Для цього підприємство визначилося із чотирма шляхами – вкласти у облігації внутрішньої державної позики (ОВДП), покласти кошти на строковий депозит в українські банки, перевести їх у готівковий долар або ж купити золото. Інвестування у індекс п'ятиста найбільших акціонерних компаній США (S&P 500) є альтернативним, безризиковим варіантом, тому за базовий сценарій він не береться. Однак слід додати, що для

самостійного інвестування у деякі види активів на практиці необхідна значно вища сума коштів.

Період інвестування розпочинається у січні 2016 та закінчується у листопаді 2024 року. Розраховується саме вартість активів, скоригована на українську інфляцію із базовим періодом січня 2016 року та без оподаткування. Розрахунок інвестування кожного із п'яти активів містить певні особливості. Оскільки ОВДП та депозити є строковими, то необхідно очікувати хоча б рік для того, щоб кошти повністю примножились згідно з початковою ставкою у певному місяці. Тому, вирішено розділити початкові 10 000 грн на 12 місяців і вкласти рівні обсяги коштів у кожен період 2016 року. Таким чином уже на початку 2017 року загальна вартість активів почне збільшуватись номінально, хоча строковість передбачає, що на руках буде в рази менше грошей.

Додатково слід врахувати, що повна сума українських активів на кінець звітного періоду припускається у доступі підприємства (11.2024), лише якщо після листопада 2023 року припинити інвестувати у ОВДП та депозити.

Із готівкою валютою усе простіше – у січні 2016 року усі кошти можна б було обміняти на долари та утримувати до кінцевого терміну. У цьому випадку враховується лише девальвація гривні. Також готівка є більш ліквідна за попередні активи.

Іноземні активи матимуть іншу специфіку інвестування. Усі кошти переводяться за офіційним курсом гривні на січень 2016 року у долари та інвестується у золото (або ж SP500) на міжнародному ринку, ціна на яке встановлюється етапно у Лондоні.

Для користування власними інвестиційними доходами в Україні, слід трансформувати вартість іноземних активів у національну грошову одиницю згідно офіційного курсу, який також девальвує та врахувати українську інфляцію. Динаміку реальної вартості потенційно інвестованих додаткових коштів компанії у кожен окремий актив продемонстровано на рис. 1.

Можна помітити, що найбільш вигідним було б вкладення у індекс S&P 500. Найменш вигідним – у готівковий долар та депозити, реальна вартість, яких лише зменшилась із часом. Тому серед українських вкладень вигідним є лише вкладення у ОВДП.

Даний аналіз лише технічно здатний продемонструвати зміну вартості активів. На практиці ж слід інвестувати у різні фінансові канали, оскільки диверсифікація допоможе зменшити ризику вкладень. У даному випадку можна використати різні методи формування інвестиційних портфелів: Equally weighted, CAMP, Monte Carlo та Markowitz. Вхідним показником вони використовують відсоткову зміну значення певного

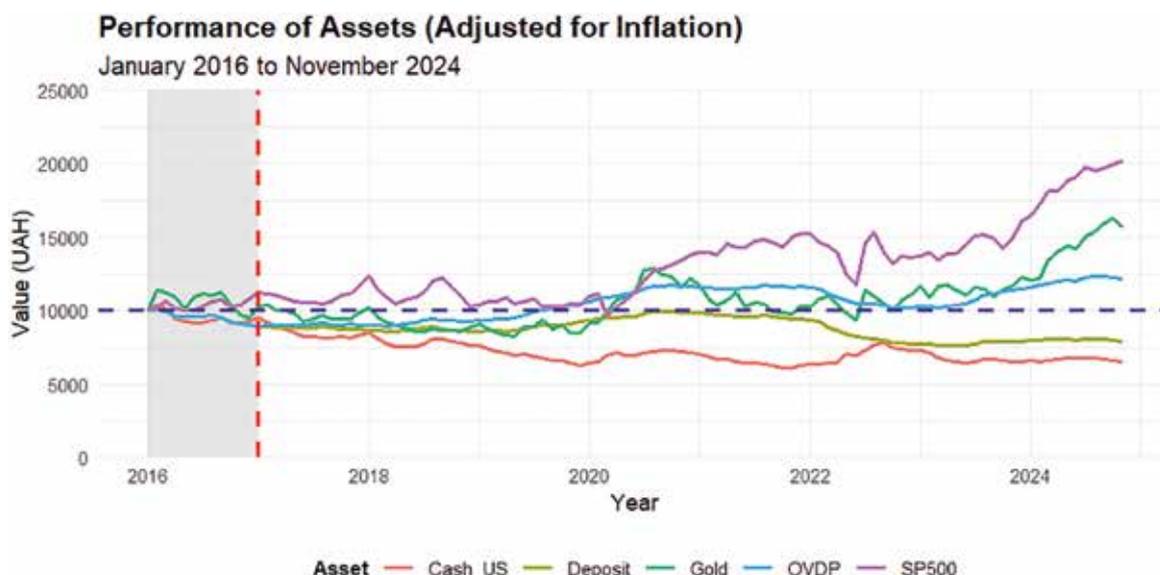


Рис 1. Реальна вартість кожного активу на кінець інвестиційного періоду (11.2024)

Джерело: власні розрахунки

активу до попереднього місяця (тобто різниця дохідності).

Equally weighted метод передбачає, що ваги кожного активу є рівними. CAMP порівнює чутливості різних активів до безризикового ("Market risk free"), у цьому випадку індексу S&P 500. Саме тому вкладення у даний актив не розглядається.

Метод Марковіца та модель CAPM часто дають однакові результати, оскільки обидва базуються на схожих теоретичних передумовах. Метод Марковіца використовує математичну оптимізацію для створення портфеля, який мінімізує ризик при заданому рівні дохідності. CAPM, у свою чергу, оцінює очікувану дохідність портфеля, враховуючи систематичний ризик.

Перевага методу Монте-Карло полягає у здатності моделювати широкий спектр можливих сценаріїв для ринкових умов та дохідності активів. Однак недоліком вважають його ресурсозатратність.

Ваги у портфелі кожного із чотирьох активів запропоновані даними методами продемонстровано у табл. 1.

Методи Марковіца та CAMP продемонстрували однакові результати та надають більшу

вагу українським депозитам, оскільки хоча це є найменш дохідний актив проте він є і найменш волатильним через специфіку обрахунку. Симуляції за допомогою методу Монте-Карло більшу вагу при врахуванні ризику та різних сценаріїв віддали ОВДП та золоту.

Реальна кінцева вартість інвестиційного портфелю згідно використаних методів оптимізації представлена на рис. 2.

Можна помітити, що прибутковість гарантується лише за умови рівномірного розподілу коштів між усіма активами, застосування симуляції Монте Карло, а також вкладенням у безризиковий S&P 500.

У аналізі інвестиційних активів існує широкий набір методів, що використовуються для прогнозування вартості майбутнього прибутку. Наразі більша увага приділяється машинному навчанню, що дозволяє врахувати більш комплексні та навіть нелінійні взаємозв'язки між змінними.

В своєму дослідженні використовуємо чотири методи машинного навчання, серед яких Linear regression, Support Vector Machine (SVM), Random Forest та Decision Trees.

Таблиця 1

Ваги окремих активів у інвестиційному портфелі, сформованому згідно різних методів оптимізації

Asset ►	OVDP	Deposit	Cash_US	Gold
Method ▼				
Equally weighted	0.25	0.25	0.25	0.25
CAMP	0.0002e-14	0.8892	0.1107	0
Monte Carlo	0.8234	0.0016	0.0419	0.133
Markowitz	0.0002e-14	0.8892	0.1107	0

Джерело: власні розрахунки

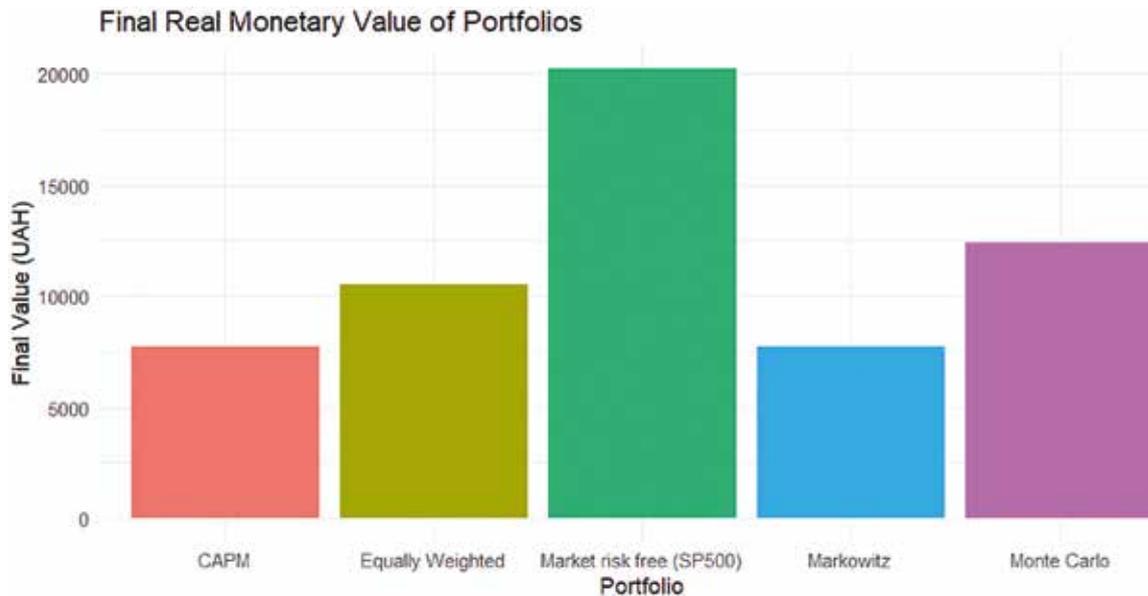


Рис. 2. Кінцева реальна вартість інвестиційного портфелю згідно різних методів оптимізації

Джерело: власні розрахунки

Лінійна регресія також належить до даних методів, та є однією із небагатьох лінійних моделей у машинному навчанні. Support Vector Machine (SVM) – універсальний метод, який використовується для класифікації та регресії. Decision Trees – це метод, що створює деревоподібну структуру для ухвалення рішень. Random Forest – це ансамблевий метод, який складається з безлічі дерев рішень, створених на основі випадкових підмножин даних і ознак. Кожен інвестиційний актив матиме інший набір пояснювальних параметрів, враховуючи особливості інвестиційної поведінки із точки зору економічного агента, що прагне отримати прибуток. Зокрема, лише золото пояснюється індексом геополітичної напруженості у світі, оскільки саме цей дорогоцінний метал та актив вважається найменш ризиковим та його капіталізація досягає обсягу у трильйони доларів.

Для різних показників також враховуються монетарні індикатори України та США, де циркулюють дані активи. Набір змінних можемо побачити нижче:

$$OVDP = (Deposit, Cash_{US}, Gold, SP500, CPI_{UA}, M1_{UA}, Debt_{UA}, GPR_{UA}, CPI_{USA}, EFFF, GPR_{USA}) \quad (1)$$

$$Deposit = (OVDP, Cash_{US}, Gold, SP500, CPI_{UA}, M1_{UA}, Debt_{UA}, GPR_{UA}, CPI_{USA}, EFFF, GPR_{USA}) \quad (2)$$

$$Cash_{US} = (OVDP, Deposit, Gold, SP500, CPI_{UA}, M1_{UA}, Debt_{UA}, GPR_{UA}, CPI_{USA}, EFFF, GPR_{USA}) \quad (3)$$

$$SP500 = (Gold, CPI_{USA}, EFFF, GPR_{USA}) \quad (4)$$

$$Gold = (SP500, CPI_{USA}, EFFF, GPR_{USA}, GPR_{W}) \quad (5)$$

Вибірка поділяється на 70% навчальну та 30% тестову. Навчальні дані допомагають побудувати модель, а тестові дають змогу оцінити, як вона працюватиме на нових даних, що імітує реальні умови. Це загальнопоширена практика. У табл. 2 представлені результати прогнозних якостей моделей згідно різних метрик та на різних інвестиційних активах.

Найважливішою метрикою будемо вважати RMSE (Root-mean-square error). Він є особливо корисним, оскільки чутливо реагує на великі похибки, що дозволяє ефективно оцінювати моделі, які прагнуть мінімізувати значні прорахунки.

Із результатів можемо вказати на те, що модель Decision Trees найбільш точно відображає динаміку вартості активів, хоча вона є дещо простішою, ніж до прикладу, Random Forest.

Для прогнозу вартості активів на наступні 12 місяців (до листопада 2025 включно) використовуємо середньозважене значення із даних чотирьох моделей. Прогноз здійснюється на 12 місяців таким чином, що ціла вибірка незалежних показників зсувається на 12 періодів, тобто передбачається існування лагового значення. Це зроблено для того, щоб не прогнозувати кожен окремий пояснювальний індикатор та врахувати довший термін взаємозв'язку. Таку процедуру проведемо лише для іноземних активів. Це пов'язано із тим, що майбутню

Таблиця 2

Точність оцінок прогнозів динаміки інвестиційних активів згідно моделей машинного навчання

Model ►	Linear Regression	Support Vector Machine	Random Forest	Decision Tree
Accuracy metrics ▼				
OVDP				
MAE	0.0219	0.0105	0.0070	0.0053
MAPE	5.328	1.3618	0.8195	0.9481
MSE	0.038	0.0001	0.0008	0.0004
RMSE	0.0617	0.0128	0.0090	0.0068
Deposit				
MAE	0.0490	0.0080	0.0052	0.0035
MAPE	6.6046	0.9931	0.9990	0.9051
MSE	0.0241	0.0001	0.0004	0.0002
RMSE	0.1515	0.0107	0.0066	0.0046
Cash_US				
MAE	0.0861	0.0191	0.0183	0.0229
MAPE	10.7319	1.2840	1.4524	5.3114
MSE	0.0349	0.0007	0.0007	0.0008
RMSE	0.1868	0.0269	0.0270	0.0294
SP500				
MAE	0.0561	0.0393	0.0398	0.0393
MAPE	5.4514	1.2091	1.5116	2.8049
MSE	0.0051	0.0035	0.0034	0.0031
RMSE	0.0717	0.0598	0.0591	0.0559
Gold				
MAE	0.0431	0.0464	0.0463	0.0449
MAPE	1.2884	1.3602	1.3345	1.2500
MSE	0.0031	0.0036	0.0036	0.0034
RMSE	0.0562	0.0607	0.0600	0.0583

Джерело: власні розрахунки

вартість українських активів вже визначено процентами під яких їх було закладено. Тобто вартість ОВДП та депозитів у листопаді 2025 отримаємо і вкладу у листопаді 2024, відсотки про які відомі.

Що стосується готівкового долара, то слід сказати, що наразі валютний ринок більшою мірою керується інтервенціями Національного банку України. Тому, якщо поточна ситуація у економіці збережеться за режиму керованої гнучкості обмінного курсу, то прогнозувати різний ріст курсу долара не варто. Оскільки для зменшення тиску на валютному ринку дохідність ОВДП та депозитів повинна бути вищою за майбутню потенційну девальвацію (не більше 7.4%, оскільки це дохідність депозитів у листопаді 2024 року), то логічно припустити, що і курс повинен бути не вище 44,5 грн/дол, а то і нижче. Тому виберемо цей сценарій за майбутнє значення курсу та екстраполюємо дані на наступні 12 місяців.

Для коригування на майбутню інфляцію слід знати її значення через рік. У цьому випадку просто екстраполюємо прогнозовану на кінець

2025 року інфляцію із інфляційного звіту НБУ [14] (6,9%). На рис. 3 представлено результати прогнозної динаміки реальної вартості інвестицій на наступні 12 місяців.

Можемо помітити, що лише для іноземних активів прогнозується різке зростання, для ОВДП воно буде менш помітним, а решту активів залишатимуться нижче точки реальної беззбитковості.

На основі даних прогнозів активів та враховуючи ваги різних методів оптимізації, можна порівняти вартість інвестиційного портфеля станом на кінець листопада 2024 та 2025 років. Це представлено на рис. 4.

Можна зробити висновки, що індекс S&P 500 знову зможе продемонструвати найвищу прибутковість. Половина методів із їхніми вагами щодо різних активів вказують на збитковість (CAMP, Markowitz). На противагу їм, Equally weighted та Monte Carlo ще сильніше збільшать розрив між нульовою прибутковістю (10 000 грн) та майбутнім реальним значенням.

Висновки. Проведений аналіз дозволить визначити оптимальну вагу активів

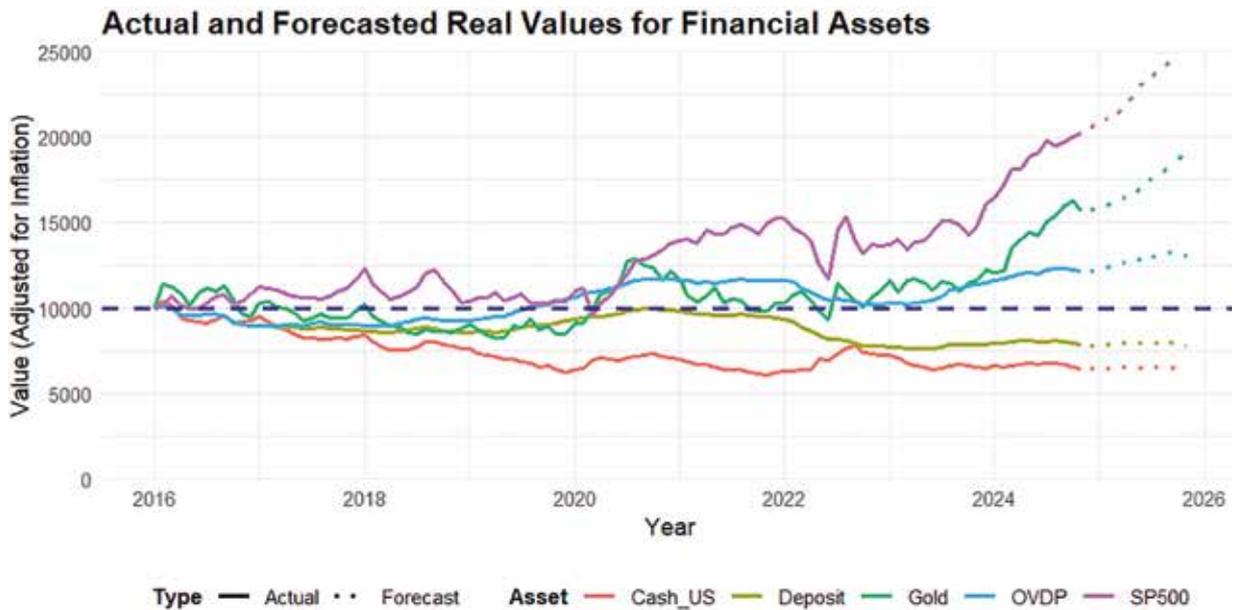


Рис. 3. Прогноз реальної вартості інвестиційних активів на наступні 12 місяців

Джерело: власні розрахунки

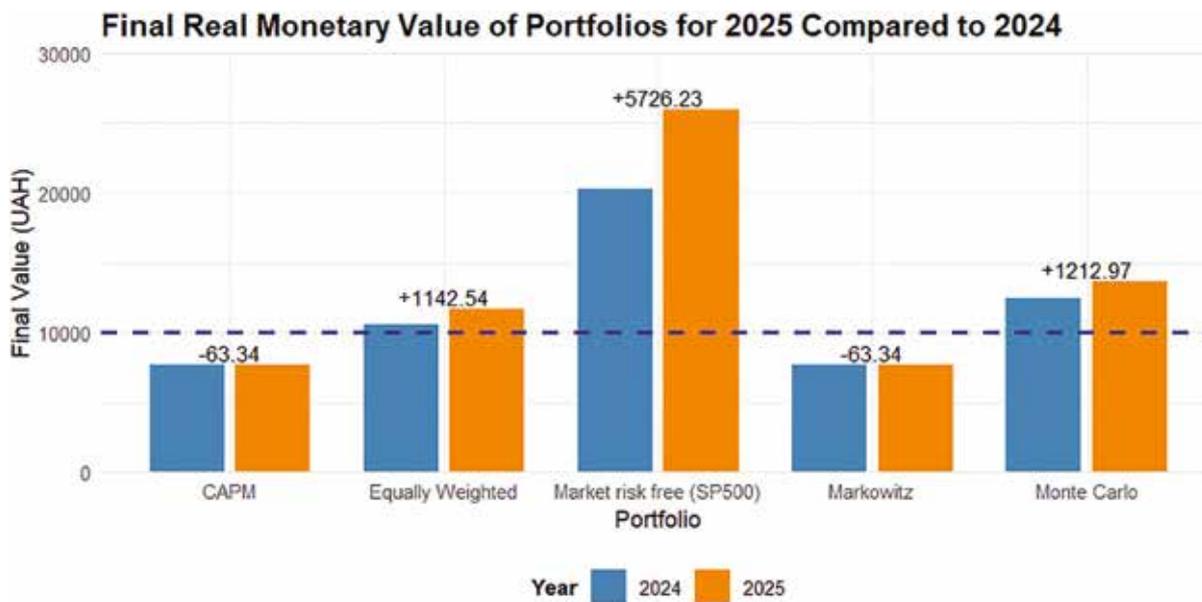


Рис. 4. Порівняння реальної вартості інвестиційних портфелів згідно отриманого прогнозу

Джерело: власні розрахунки

в інвестиційному портфелі та спрогнозувати їх майбутню реальну вартість та прибутковість. Використовувались оптимізаційні методи та моделі машинного навчання (лінійна регресія, Random Forest, SVM, Decision Trees) для прогнозування вартості золота та індексу S&P 500.

По-перше, найбільш прибутковим виявилося вкладення в індекс S&P 500, що дозволяє формувати з нього повний портфель, підтверджуючи його репутацію «безризикового» активу в літературі.

По-друге, вкладення в готівковий долар та депозити виявилися найменш прибутковими, не

покриваючи початкової реальної вартості. Серед українських активів найкращим варіантом є ОВДП, що може забезпечити реальний прибуток.

По-третє, диверсифікація є обов'язковим атрибутом кожного портфеля. Серед оптимізаційних методів, метод Monte-Carlo, що враховує ризикову складову, показав найбільший прибуток, зосереджуючи найбільшу вагу на ОВДП та золоті.

По-четверте, прогноз вказує на те, що іноземні активи продовжуватимуть давати найбільший прибуток, тоді як українські залишатимуться приблизно на тому ж реальному рівні.

Рекомендовано використовувати методи диверсифікації оптимізаційного портфеля, такі як Monte-Carlo, для врахування всіх потенційних сценаріїв. Слід інвестувати кошти як в іноземні, так і в українські активи, враховуючи різні ризики та їхню ліквідність. Для більш точного прогнозування дохідності потенційних активів на перспективу варто використовувати нейромережеві моделі.

Слід зазначити, що проведений аналіз не є ідеальним та завершеним інструментарієм для практичного використання. Зокрема, він не враховував податкові зобов'язання при

порівнянні прибутковості вітчизняних та закордонних активів, а також інші суттєві фактори, такі як трансакційні витрати, ліквідність окремих активів, потенційні зміни в регуляторному середовищі, потенційну точку входу для купівлі окремого активу (тобто прибутковість на різних етапах відрізнялася – нелінійність) та поточний стан підприємства і його ризик-менеджмент. Ці аспекти потребують додаткового глибокого дослідження для створення повноцінного та практично застосовного інструментарію інвестиційного планування.

Список використаних джерел:

1. Chhajer P., Shah M., & Kshirsagar A. The applications of artificial neural networks, support vector machines, and long-short term memory for stock market prediction. *Decision Analytics Journal*, 2021. № 2, 100015. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.dajour.2021.100015>
2. Ding S. Portfolio optimization based on Markowitz Investment Theory and Monte Carlo Simulation. *SHS Web of Conferences*. 2024, № 188, 01009. DOI: <https://doi.org/10.1051/shsconf/202418801009>
3. Li A. Portfolio optimization by Monte Carlo Simulation. *Advances in Economics Management and Political Sciences*, 2023. № 5 0(1), p. 133–138. DOI: <https://doi.org/10.54254/2754-1169/50/20230568>
4. Martinez-Nieto L., Fernandez-Navarro F., Carbonero-Ruz M., & Montero-Romero T. An experimental study on diversification in portfolio optimization. *Expert Systems With Applications*, 2021. № 181, 115203. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115203>
5. Chaweewanchon A. & Chaysiri R. Markowitz Mean-Variance Portfolio Optimization with Predictive Stock Selection Using Machine Learning. *International Journal of Financial Studies*, 2022. № 10(3), p. 64. DOI: <https://doi.org/10.3390/ijfs10030064>
6. Behera J., Pasayat A. K., Behera H., & Kumar P. Prediction based mean-value-at-risk portfolio optimization using machine learning regression algorithms for multi-national stock markets. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2023. № 120, 105843. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.105843>
7. Faheem N. M. A., Aslam N. M., & Kakolu N. S. Artificial intelligence in Investment Portfolio Optimization: A Comparative Study of Machine Learning Algorithms. *International Journal of Science and Research Archive*. 2022. № 6(1), p. 335–342. DOI: <https://doi.org/10.30574/ijrsra.2022.6.1.0131>
8. Sadorsky P. Forecasting solar stock prices using tree-based machine learning classification: How important are silver prices? *The North American Journal of Economics and Finance*, 2022. № 61, 101705. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.najef.2022.101705>
9. Офіційний сайт Національної Асоціації Банків. URL: <https://nabu.ua>
10. Офіційний сайт НБУ. URL: www.bank.gov.ua
11. Federal Reserve Bank of New York – Serving the second district and the nation – Federal Reserve Bank of New York (n.d.). URL: <https://www.newyorkfed.org/>
12. About LBMA. (n.d.). LBMA. URL: <https://www.lbma.org.uk/about-us/about-the-lbma>
13. Economic Policy uncertainty index. (n.d.). URL: <https://www.policyuncertainty.com/gpr.html>
14. Інфляційний звіт, жовтень 2024 року. НБУ. (2024, November 7). Національний Банк України. URL: <https://bank.gov.ua/ua/news/all/inflyatsiyniy-zvit-jovten-2024-roku>

References:

1. Chhajer P., Shah M. & Kshirsagar A. (2021). The applications of artificial neural networks, support vector machines, and long-short term memory for stock market prediction. *Decision Analytics Journal*, no. 2, 100015. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.dajour.2021.100015>
2. Ding S. (2024). Portfolio optimization based on Markowitz Investment Theory and Monte Carlo Simulation. *SHS Web of Conferences*, no. 188, 01009. DOI: <https://doi.org/10.1051/shsconf/202418801009>
3. Li A. (2023). Portfolio optimization by Monte Carlo Simulation. *Advances in Economics Management and Political Sciences*, no. 50(1), pp. 133–138. DOI: <https://doi.org/10.54254/2754-1169/50/20230568>
4. Martinez-Nieto L., Fernandez-Navarro F., Carbonero-Ruz M. & Montero-Romero T. (2021). An experimental study on diversification in portfolio optimization. *Expert Systems With Applications*, no. 181, 115203. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115203>
5. Chaweewanchon A. & Chaysiri R. (2022). Markowitz Mean-Variance Portfolio Optimization with Predictive Stock Selection Using Machine Learning. *International Journal of Financial Studies*, no. 10(3), p. 64. DOI: <https://doi.org/10.3390/ijfs10030064>

6. Behera J., Pasayat A. K., Behera H. & Kumar P. (2023). Prediction based mean-value-at-risk portfolio optimization using machine learning regression algorithms for multi-national stock markets. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, no. 120, 105843. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.105843>
7. Faheem N. M. A., Aslam N. M. & Kakolu N. S. (2022). Artificial intelligence in Investment Portfolio Optimization: A Comparative Study of Machine Learning Algorithms. *International Journal of Science and Research Archive*, no. 6(1), pp. 335–342. DOI: <https://doi.org/10.30574/ijrsra.2022.6.1.0131>
8. Sadorsky P. (2022). Forecasting solar stock prices using tree-based machine learning classification: How important are silver prices? *The North American Journal of Economics and Finance*, no. 61, 101705. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.najef.2022.101705>
9. Ofitsiyyny sayt Natsional'noyi Asotsiatsiyi Bankiv [Official website of the National Association of Banks]. Available at: <https://nabu.ua>
10. Ofitsiyyny sayt NBU [The official website of the NBU]. Available at: www.bank.gov.ua.
11. Federal Reserve Bank of New York – Serving the second district and the nation – Federal Reserve Bank of New York (n.d.). Available at: <https://www.newyorkfed.org/>
12. About LBMA. (n.d.). LBMA. Available at: <https://www.lbma.org.uk/about-us/about-the-lbma>
13. Economic Policy uncertainty index. (n.d.). Available at: <https://www.policyuncertainty.com/gpr.html>
14. Inflyatsiyyny zvit, zhovten' 2024 roku. NBU. [Inflation Report, October 2024. NBU] (2024, November 7). Natsional'nyy Bank Ukrainy. Available at: <https://bank.gov.ua/ua/news/all/inflyatsiyyny-zvit-jovten-2024-roku>

Стаття надійшла: 22.10.2025

Стаття прийнята: 06.11.2025

Стаття опублікована: 21.11.2025