

ОПТИМІЗАЦІЯ МОДЕЛЬНИХ ІНВЕСТИЦІЙНИХ ПОРТФЕЛІВ НА ОСНОВІ КОГЕРЕНТНИХ МІР РИЗИКУ В УМОВАХ АСИМЕТРИЧНОЇ ВОЛАТИЛЬНОСТІ ФІНАНСОВИХ РИНКІВ

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

УДК 336.76
JEL Classification: G11; G17

Манойленко О. В., Кузнецова С. О., Корешников Ф. Ю.

Оптимізація модельних інвестиційних портфелів на основі когерентних мір ризику в умовах асиметричної волатильності фінансових ринків

Статтю присвячено оптимізації модельних інвестиційних портфелів з інтеграцією прогнозування асиметричної волатильності за допомогою моделей GJR-GARCH з урахуванням мінімізації вартості під ризиком (CVaR). Розглянуто переваги та недоліки класичної теорії Марковича. Досліджено та запропоновано використання когерентної міри ризику CVaR, що кількісно оцінює втрати у «хвості» розподілу та поєднує з моделлю GJR-GARCH. Модель GJR-GARCH, своєю чергою, враховує асиметричну реакцію волатильності на позитивну та негативну нестабільність. Емпірично проаналізовано дані світових індексів за період 2005–2023 рр., що охоплює світові кризи та періоди високої волатильності. Запропонована методика містить два етапи. На першому етапі моделюється динаміка волатильності активів із використанням інструментарію EGARCH/GJR-GARCH з урахуванням асиметрії. На другому етапі здійснюється оптимізація ваг портфелів і мінімізація ризику. Формалізація задачі виконується за допомогою лінійного програмування. Результати говорять про те, що модель GJR-CVaR показує більшу ефективність, ніж традиційні підходи, тобто забезпечує більш високу доходність із урахуванням ризику, нижчу максимальну просадку та вищий коефіцієнт Сортіно, що, своєю чергою, свідчить про здатність завчасно реагувати на ринкові коливання та більш ефективно управляти ризиками в період нестабільності. У статті доведено, що важливим напрямом сучасного інвестування є поєднання моделей асиметричної волатильності з когерентними мірами ризику. Такий підхід надасть інструментарій для ефективного управління портфельними ризиками. Напрямами подальшого дослідження можуть виступати розробка багатовимірних моделей волатильності для врахування кореляцій між активами в динаміці та інтеграція підходів сценарного аналізу для оцінки впливу на структуру портфеля змінного ринкового середовища.

Ключові слова: фінанси, інвестування, інвестиційний портфель, ризик портфеля, волатильність, фінансові ринки, фінансова екосистема.

DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-0712-2025-4-373-380>

Рис.: 2. **Формул.:** 3. **Бібл.:** 18.

Манойленко Олександр Володимирович – доктор економічних наук, професор, завідувач кафедри обліку і фінансів, Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут» (вул. Кирпичова, 2, Харків, 61002, Україна)

E-mail: oleksandr.manoylenko@khp.edu.ua

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5979-4077>

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@khp.edu.ua

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

Researcher ID: 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.Koreshnikov@emmb.khp.edu.ua

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

UDC 336.76
JEL Classification: G11; G17

Manoilenko O. V., Kuznetsova S. O., Koreshnikov F. Yu. Optimizing the Model Investment Portfolios Based on Coherent Risk Measures under Conditions of Asymmetric Financial Market Volatility

This article is dedicated to the optimization of model investment portfolios by integrating asymmetric volatility forecasting using GJR-GARCH models, considering the minimization of Conditional Value at Risk (CVaR). The advantages and disadvantages of classical Markowitz theory are examined. The use of the coherent risk measure CVaR, which quantitatively evaluates losses in the distribution at the «tail», is explored and proposed in combination with the GJR-GARCH model. The GJR-GARCH model, in turn, accounts for the asymmetric volatility response to positive and negative market shocks. Empirical analysis is performed on global index data covering 2005–2023, which includes global crises and periods of high volatility. The proposed methodology comprises two stages. In the first stage, the dynamics of asset volatility are modeled using the EGARCH/GJR-GARCH framework, taking into account asymmetry. In the second stage, portfolio weights are optimized and risk is minimized. The formalization of the problem is carried out using linear programming. The results indicate that the GJR-CVaR model dem-

onstrates better efficiency than traditional approaches, providing higher risk-adjusted returns, lower maximum drawdown, and a higher Sortino ratio, which, in turn, indicates the ability to respond proactively to market fluctuations and manage risks more effectively during periods of instability. The article demonstrates that an important direction in modern investing is the combination of asymmetric volatility models with coherent risk measures. This approach provides instruments for efficient portfolio risk management. Future research directions may include the development of multivariate volatility models to account for correlations between assets over time and the integration of scenario analysis approaches to assess the impact of changing market conditions on portfolio structure.

Keywords: finance, investing, investment portfolio, portfolio risk, volatility, financial markets, financial ecosystem.

Fig.: 2. **Tabl.:** 3. **Bibl.:** 18.

Manoilenko Oleksandr V. – Doctor of Sciences (Economics), Professor, Head of the Department of Accounting and Finance, National Technical University «Kharkiv Polytechnic Institute» (2 Kyrpychova Str., Kharkiv, 61002, Ukraine)

E-mail: oleksandr.manoylenko@khp.edu.ua

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5979-4077>

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: 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.khp.edu.ua

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

Вступ. В умовах трансформації цифрової фінансової екосистеми потребують перегляду класичні теоретичні моделі управління інвестиційними портфелями. Теорія Г. Марковіца все більше демонструє низьку ефективність під час криз. Останні дослідження емпірично показують наявність у часових рядах фінансових активів таких властивостей, як лептокуртозність («важкі хвости»), кластеризація волатильності та асиметрична реакція на шоки («ефект важеля»), що особливо потребує уваги. Стрімке зростання волатильності переважно викликають негативні новини, а не позитивні. З цього приводу симетричні міри ризику, такі як дисперсія, методично не підходять для оцінки потенційних збитків. Неможливість адекватно оцінити екстремальні ризики за допомогою дисперсії призвела до широкого впровадження показника Value-at-Risk (VaR), який став регуляторним стандартом у банківській сфері. Незважаючи на ці переваги, VaR має суттєві теоретичні недоліки, зокрема відсутність субадитивності, що може призводити до ситуацій, коли ризик диверсифікованого портфеля оцінюється вище суми ризиків його складових. Натомість вчені Артзнер П. та ін. [4] обґрунтували аксіоматику «когерентних мір ризику», серед яких заслуговує уваги Умовна вартість під ризиком (CVaR, або Expected Shortfall). На відміну від VaR, CVaR не лише задовольняє умови когерентності, але й кількісно оцінює магнітуду збитків у «хвості» розподілу, що робить його незамінним інструментом для стрес-тестування та управління портфелем в умовах нестабільності.

Запропонований вченими Рокафелларом та Урясевим [14] математичний опис задачі мінімізації CVaR дав змогу складну стохастичну задачу звести до лінійного програмування. Це надало змогу її практичного застосування. Ефективність оптимізації CVaR прямо корелює з точністю моделювання вхідного розподілу ймовірності. Недостатнім є використання в цьому випадку історичного моделю-

вання, бо воно ігнорує динамічну природу ринкових флуктуацій та змінність режимів волатильності.

З метою відображення ринкової динаміки виявляється необхідним використання моделей умовної гетероскедастичності (GARCH). В цих умовах стандартні симетричні моделі GARCH можуть бути неспроможними врахувати ефект «важеля». Тому актуальним є використання моделі GJR-GARCH в умовах трансформації цифрової фінансової інфраструктури і поєднання прогностичних моделей GJR-GARCH з оптимізаційним апаратом CVaR, що може створити синергетичний ефект і дозволити формувати портфель, адаптований до рапових ринкових криз.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Питаннями оптимізації інвестиційних портфелів, особливо в умовах волатильності і зростаючої ринкової невизначеності, займалися багато вчених у міждисциплінарній площині.

Вчені Гіріна і Івченко [1] пропонують багатокритеріальну оптимізацію портфеля реальних інвестицій, що підкреслює важливість поєднання декількох функцій корисності й обмежень у процесі прийняття інвестиційних рішень. Автори підкреслюють, що оптимізація за кількома критеріями дозволяє усунути недоліки традиційних моделей Марковіца, які не враховують ризик-асиметрію.

Гулик і Кравець [2] дослідили можливості застосування моделі CAPM для оцінки ризику та доходності фінансових інструментів. Вони підкреслюють обмеженість моделі CAPM в умовах підвищеної волатильності, нестабільності і порушення нормального розподілу доходностей. Ці фактори є домінуючими у застосування когерентних мір ризику, таких як CVaR.

Вчені Захаркін, Захаркіна та Сергеев [3] провели порівняльний аналіз ефективності ETF-фондів за різних ринкових умов і дослідили, що поведінка ETF у період ринкових шоків є важливою для оцінки ризику портфеля. Тому виникає необхідність застосування CVaR-оптимізації.

У працях Артзнер П. та ін. [4] сформовано концепцію когерентних мір ризику. Автори вивчили як ринкові, так і неринкові ризики без повного припущення про ринкові ризики, а також дослідили методи вимірювання цих ризиків. Представили та обґрунтували набір із чотирьох бажаних властивостей для мір ризику та назвали міри, що задовольняють ці властивості, «когерентними». Дослідили надані міри ризику та пов'язані з ними дії, що вимагаються SPAN, правилами SEC/NASD та квантильними методами. Це продемонструвало універсальність сценарних методів для забезпечення когерентних мір. Запропонували пропозиції щодо методу SEC, а також метод виправлення недолику субадитивності квантильних методів.

Підхід вчених Рокафеллар і Урясева [14] орієнтований на мінімізацію умовної вартості під ризиком (CVaR), а не вартості під ризиком (VaR). В основі їх підходу лежить метод оптимізації портфеля, який одночасно розраховує VaR і оптимізує CVaR. Це можна комбінувати з аналітичними чи сценарними методами для оптимізації портфелів з великою кількістю інструментів, в цьому випадку розрахунки частіше зводяться до лінійного програмування.

Існує позитивний, але незначний зв'язок між умовним середнім та умовною волатильністю надмірної прибутковості акцій, коли стандартна модель GARCH-M використовується для моделювання стохастичної волатильності прибутковості акцій [9].

Цзяю Ван [18] на основі історичних даних про ціни на золото та біткоїни дослідив коінтеграційне співвідношення між цінами на золото та біткоїни, і розробив модель ARIMA-GARCH для більш точних прогнозів коливань цін на золото та біткоїни.

Таким є ряд досліджень інтеграції прогнозних моделей, машинного навчання та оптимізаційних підходів.

Так, Бессер і Вольф [5] дослідили, що більш висока прибутковість із поправкою на ризик може бути досягнута, виходячи з періоду вибірки, а також для різних підперіодів, для обраних класів активів, а також моделей розподілу активів, що використовуються. Емпіричні дані свідчать про те, що, по-перше, моделі прогнозування прибутковості для секторів дають чудові прогнози прибутковості, і, по-друге, включення цих прогнозів прибутковості в моделі оптимізації портфеля, такі як модель Блека-Літтермана, призводить до прийняття більш обґрунтованих рішень про прибутковість для більш сприятливих рішень для розподілу активів, а отже, до більш високої доходності з урахуванням ризику.

Бессер і Вольф [6] також досліджують позавибіркові ефекти додавання товарів у портфель акцій та облігацій, аналізуючи різні стратегії розподілу активів, включаючи портфелі з рівними та стратегічно зваженими вагами, паритет ризику, мінімальну дисперсію, співвідношення прибутковості до ризику, середню дисперсію та Блека-Літтермана.

Досліджували прогнозування доходності такі вчені, як Келлі та Пруїт [11], Рапач, Штраус та Чжоу [13], Нілі та ін. [12]. Вони доводили ефективність комбінованих прогнозів і використання великої кількості предикторів для оцінки премії за ризик. Водночас ці дослідження підкреслюють недостатність урахування асиметрії волатильності тради-

ційними моделями. Саме тому виникає об'єктивна потреба у подальших дослідженнях синергетичного поєднання прогнозних методів із когерентними мірами ризику.

Деякі вчені поєднують фінансове моделювання з машинним навчанням. Гу, Келлі та Сю [10] продемонстрували, що глибокі моделі можуть перевершувати традиційні економетричні підходи в прогнозуванні премій за ризик, але вони характеризуються нестабільністю та непрозорістю результатів. Чун, Кан та Кім [7] і Тран [17] виявили, що різні алгоритми машинного навчання можуть ефективно прогнозувати напрямок руху фондових ринків, але їхня точність значно знижується під час екстремальних ринкових потрясінь – саме тих, які повинен враховувати CVaR.

Солеймані і Паке [8] пропонують окремий напрямок – використання підкріплювального навчання та графічних моделей, тобто адаптивних підходів до прийняття інвестиційних рішень. Однак такі моделі часто вимагають використання надійних показників ризику для контролю поведінки в кризових сценаріях.

Сутене та інші [16] досліджують застосування штучного інтелекту у сфері управління портфелями і наголошують про поєднання прогнозування волатильності, моделей залежності та оптимізацію на основі когерентних мір ризику.

Загалом аналіз літературних джерел показав, що CVaR є теоретично обґрунтованим і практично відомим інструментом для вимірювання ризику. Але питання інтеграції цієї міри ризику в оптимізацію портфелів за умов асиметричної волатильності, ETF-орієнтованої структури активів і невизначеності залишається недостатньо дослідженим. Саме це визначає актуальність подальшого розвитку підходу до побудови модельних інвестиційних портфелів на основі когерентних мір ризику.

Метою статті є дослідження методики оптимізації модельних інвестиційних портфелів з урахуванням когерентних мір ризику (CVaR) та асиметричної волатильності фінансових ринків, що надасть можливість підвищити ефективність управління ризиком і доходністю портфеля в умовах підвищеної ринкової нестабільності та хвостових ризиків.

Викладення основного матеріалу дослідження. Динаміка активів глобальних біржових інвестиційних фондів (ETF) з 2003 по 2023 рік, наведена на рис. 1, являє собою зростання активів ETF з 204,3 млрд доларів у 2003 році до понад 11,5 трлн у 2023 році і демонструє суттєву трансформацію структури глобальних інвестиційних потоків. Така експансія підкреслює підвищення ролі пасивних стратегій у портфельному управлінні, що важливо враховувати при побудові моделей оптимізації на основі когерентних мір ризику. Посилюється вплив ринкових шоків на системний ризик водночас зі збільшенням ліквідності та доступності ETF, що створює умови для гнучкого управління портфелями.

Прогалини в тренді у 2008 і 2020 роках свідчать про асиметричну волатильність, яка є критичною для оцінки ризику CVaR. Періоди ринкових стресів характеризуються підвищеною ризикованістю та збільшують імовірність збитків. Це підтверджує необхідність застосування CVaR як інструменту, що враховує «хвостові ризики» під час оптимізації портфелів, зокрема таких, як ETF.

Активи, млрд дол. США

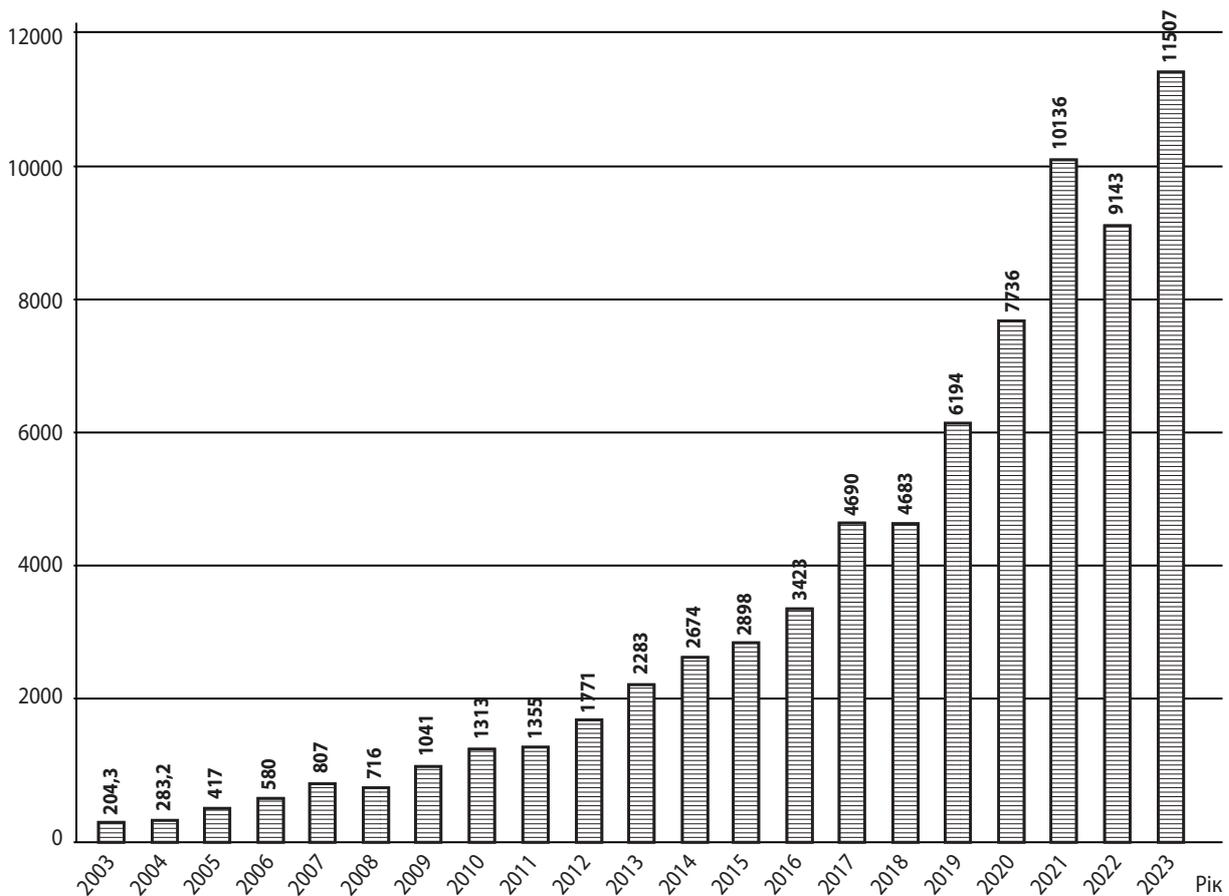


Рис. 1. Динаміка активів глобальних біржових інвестиційних фондів (ETF) з 2003 по 2023 рік

Джерело: побудовано авторами за даними [15]

Інтерес інвесторів до класів активів в активних ETF у 2020–2024 роках подано на рис. 2. Зміщення інтересу інвесторів у 2024 році до мультиактивних стратегій (43%) та ліквідних альтернатив (41%) відображає прагнення до диверсифікації та хеджування ризиків у середовищі підвищеної волатильності.

Це дозволяє побудувати більш структуровані портфелі з оптимізацією CVaR і можливістю мінімізувати ризики у «нижньому хвості» розподілу доходності. Зростання облігацій на 39 % свідчить про тренди стабільності для балансування ризику та доходності.

Спостерігається зниження інтересу інвесторів до акцій з 87 % у 2023 році до 38 % у 2024 році в бік менш волатильних активів, що іде паралельно з концепцією асиметричної волатильності. Інвестори реагують на негативні шоки більш активно, ніж на позитивні тенденції. Тобто необхідно враховувати поведінку активів у стресових сценаріях для моделей оптимізації, а не тільки середню очікувану доходність. У такому контексті CVaR виступає саме критерієм для управління портфелями, здатними витримувати коливання в умовах невизначеності.

Проаналізовано вагомні тренди на глобальному ринку інвестиційних фондів, таких як біржові фонди (Exchange-Traded Fund – ETF), які використовуються як базовий актив для модельних портфелів.

Щоденні дані логарифмічних дохідностей ключових індексів склали емпіричну базу дослідження. Ці індекси представляють різні географічні та економічні регіони [15]:

1. S&P 500 – індекс ринку США.
2. EURO STOXX 50 – індекс Єврозони.
3. FTSE 100 – провідний індекс ринку Великої Британії.
4. MSCI Emerging Markets (MSCI EM) – індекс ринків, що розвиваються.

Вибірка даних представлена з 1 січня 2005 року по 31 грудня 2023 року. Цей період охоплює різноманітні ринкові режими: спокійний період до 2007 року, Глобальну фінансову кризу 2008–2009 років, боргову кризу в Єврозоні, пандемію COVID-19 у 2020 році, інфляційні шоки 2022–2023 років та численні військові конфлікти, зокрема Війну в Україні.

Основна гіпотеза дослідження полягає в тому, що інтеграція когерентних мір ризику з моделями умовної гетероскедастичності дає змогу сформувати інвестиційний портфель, який демонструє краще співвідношення ризику та доходності (risk-adjusted return) порівняно з бенчмарками, побудованими за методом «середнє–дисперсія».

Пропонуємо двоступеневий підхід:

1-й етап. Для моделювання маржинальних розподілів доходності активів пропонується використовувати мо-

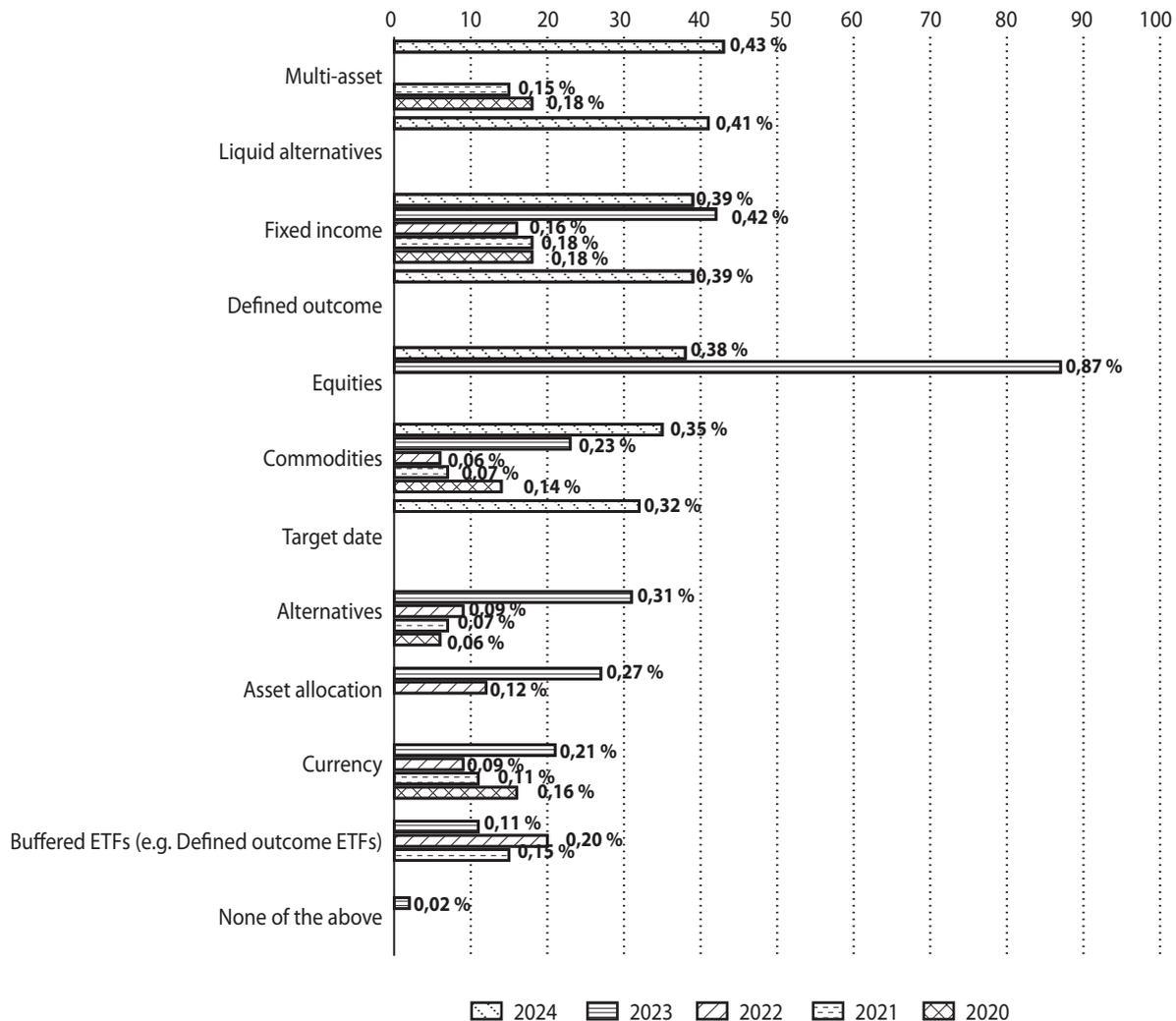


Рис. 2. Інвестиційна привабливість до класів активів з 2020 по 2024 роки

Джерело: побудовано авторами за даними [15]

дель експоненційної узагальненої авторегресійної умовної гетероскедастичності для опису динаміки волатильності кожного активу портфеля (EGARCH), враховуючи виявлені факти (асиметрія та лептокуртозність). На відміну від симетричної GARCH-моделі, специфікація EGARCH (p, q) дозволяє явно врахувати асиметричну реакцію волатильності на додатні та від'ємні шоки через логарифмічну форму рівняння умовної дисперсії. Це дає змогу уникнути обмежень на невід'ємність коефіцієнтів та коректно відобразити «ефект важеля», коли падіння ринку призводить до більш значного зростання невизначеності, ніж його зростання.

2-й етап. Вирішується задача оптимізації вагових коефіцієнтів портфеля, тобто замість мінімізації дисперсії цільовою функцією виступає мінімізація CVaR (Conditional Value-at-Risk) з урахуванням рівня очікуваної доходності.

CVaR – це когерентна міра ризику, що визначається як математичне сподівання збитків, що перевищують порогове значення VaR (Value-at-Risk) на певному рівні довіри α . Формалізація задачі оптимізації портфеля зводиться

до задачі лінійного програмування і дозволяє якісно обробляти великі масиви даних та значну кількість активів у портфелі.

Відхилення розподілів від нормального виявив первинний статистичний аналіз. Тобто для всіх активів спостерігається суттєвий надлишковий ексцес (куртоз > 3) та негативна асиметрія. Тест ARCH-LM підтверджує ефекти гетероскедастичності (табл. 1) і обґрунтовує необхідність застосування GARCH-моделей.

Наведені в табл. 1 результати визначають параметри для чотирьох досліджуваних індексів:

- куртоз перевищує 3, що вказує на сильну лептокуртозність («важкі хвости»);
- асиметрія є негативною і свідчить про те, що екстремальні негативні дохідності є більш ймовірними, ніж позитивні;
- тест Джарка-Бера у всіх випадках відхиляє гіпотезу про нормальність розподілу з p-value, близьким до нуля;
- тест ARCH-LM демонструє високу статистичну значущість, яка відхиляє гіпотезу про гомоске-

Таблиця 1

Дескриптивна статистика дохідностей фінансових індексів (2005–2023)

Показник	S&P 500	EURO STOXX 50	FTSE 100	MSCI EM
Середнє (річне, %)	8,12	4,35	4,11	6,15
Асиметрія (Skewness)	-0,228	-0,189	-0,153	-0,345
Екссес (Kurtosis)	10,88	9,75	11,21	9,03
Тест Джарка-Бера	12755,1	8960,3	13745,0	7288,7
Тест ARCH-LM (12)	1120,4	945,8	1055,2	871,3

Джерело: сформовано авторами

дастичність і підтверджує наявність кластеризації волатильності.

Ці результати обґрунтовують необхідність застосування моделей GARCH та мір ризику "хвоста" (CVaR) та емпірично доводять неадекватність класичної моделі MVO.

Підтвердили гіпотезу про асиметричну волатильність і результати оцінки параметрів моделі AR(1)-GJR-GARCH(1,1). Коефіцієнт асиметрії (γ) виявився додатним та статистично значущим для всіх індексів, що свідчить про сильнішу реакцію ринків на негативні новини (табл. 2).

Таблиця 2

Оцінка параметрів моделі GJR-GARCH(1,1) з t-розподілом

Показник	S&P 500	EURO STOXX 50	FTSE 100	MSCI EM
ω (константа)	$1,84e^{-6}$	$2,51e^{-6}$	$1,45e^{-6}$	$2,62e^{-6}$
α (ARCH)	0,021	0,033	0,028	0,038
β (GARCH)	0,880	0,895	0,901	0,885
γ (Асиметрія)	0,138	0,115	0,122	0,155
ν (Ступені свободи)	6,85	7,12	7,40	6,51

Джерело: сформовано авторами

Підтверджує доцільність відмови від припущення нормальності параметр ступенів свободи (ν) для t-розподілу і міститься в діапазоні між 6,5–7,4.

Було проведено позазавибірковий бектестинг стратегій для перевірки ефективності запропонованого підходу за методом ковзного вікна.

Під час дослідження було проведено порівняння стратегій, таких як:

- рівномірно зважена (1/N);
- класична Марковіца (MVO);
- історична CVaR (Hist-CVaR);
- запропонована модель GJR-CVaR.

Перевагу динамічного підходу демонструють результати, наведені у табл. 3. Модель GJR-CVaR забезпечила найвищий коефіцієнт Сортино, що становив 0,785 та най-

меншу максимальну просадку -24,5% порівняно з -36,2% для MVO.

Це пояснюється здатністю моделі GJR-GARCH ментально реагувати на сплески волатильності та коригувати структуру портфеля до настання пікових кризових моментів.

Класична модель Марковіца (MVO) відстає, і це пояснюється низкою недоліків, які необхідно враховувати в сучасній цифровій фінансовій екосистемі.

Зокрема, використання дисперсії як міри ризику є неприйнятним в умовах негаусового розподілу та статичності вхідних даних. Історична коваріаційна матриця ігнорує гетероскедастичність, що призводить до систематичної недооцінки ризиків у спокійні періоди та неготовності портфеля до структурних коливань під час криз.

Таблиця 3

Порівняння ефективності портфельних стратегій за 2009-2023 роки

Показник	1/N	MVO	Hist-CVaR	GJR-CVaR
Річна дохідність (%)	6,88	6,55	6,90	7,15
Річна волатильність (%)	16,15	14,89	14,21	14,05
Коефіцієнт Шарпа	0,426	0,440	0,486	0,509
Коефіцієнт Сортино	0,605	0,621	0,702	0,785
Макс. просадка (%)	-38,5	-36,2	-29,8	-24,5

Порівняльний аналіз стратегій Hist-CVaR та GJR-CVaR, які використовують ідентичний оптимізаційний критерій, але різні методи розробки сценаріїв, є найбільш показовими.

Ефект запізнення створює стратегія Hist-CVaR, яка базується на історичних даних фіксованого вікна. Тобто простежує підвищення ризику лише після накопичення критичної маси негативних спостережень, як наслідок, в умовах криз знизить збитки.

Натомість модель GJR-CVaR показує динамічний підхід до управління капіталом. У специфікації GJR-GARCH механізм її ефективності ґрунтується на асиметричному параметрі γ .

У випадку появи негативних шоків модель підвищує прогностні умови волатильності для наступного періоду. Далі сценарії Монте-Карло автоматично стають більш консервативними

Оптимізатор, реагуючи на ці симульовані загрози, превентивно ребалансує портфель у захисні активи ще до настання повномасштабного обвалу. Фактично модель «купує страхівку», коли її вартість ще є прийнятною, що і пояснює значно нижчі показники максимальної просадки.

Обмеженнями дослідження є те, що використання одновимірних GARCH-моделей зі статичною кореляцією залишків може недооцінювати ефект зростання кореляції під час паніки (contagion effect). Крім того, припущення про стабільність параметрів моделі на річному горизонті та ігнорування транзакційних витрат можуть певною мірою викривлювати результати для високочастотних стратегій.

Висновки. Під час проведеного дослідження доведено актуальність інтеграції моделей асиметричної волатильності із запропонованою моделлю GJR-CVaR у процесі оптимізації портфелів. Також підтверджено її перевагу над статичними та історичними підходами. Це, своєю чергою, забезпечує кращий захист капіталу та дає змогу підвищити ефективність управління ризиком і доходністю портфеля в умовах підвищеної ринкової нестабільності та хвостових ризиків.

Запропонована методика оптимізації модельних інвестиційних портфелів з урахуванням когерентних мір ризику (CVaR) та асиметричної волатильності фінансових ринків може слугувати інструментом для інституціональних інвесторів. Це дозволить поєднати фундаментальні принципи диверсифікації з сучасними економетричними методами прогнозування.

Напрямами подальшого дослідження вважаємо розробку багатовимірних моделей волатильності для врахування динамічних кореляцій між активами, а також інтеграцію сценарних підходів для оцінки впливу екстремальних ринкових подій на структуру інвестиційних портфелів.

ЛІТЕРАТУРА

1. Гріна О., Івченко В. Багатокритеріальна оптимізація структури портфеля реальних інвестицій. *Economy and Society*. 2023. No. 50.

DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2023-50-37>

2. Гулик Т., Кравець В. Сфера застосування моделі CAPM у аналізі методів оцінки ризиків. *Economy and Society*. 2024. No. 69.

DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2024-69-132>

3. Захаркін О., Захаркіна Л., Сергеев А. 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. Artzner P., Delbaen F., Eber J. M., Heath D. Coherent Measures of Risk. *Mathematical Finance*. 1999. Vol. 9 (3). P. 203–228.

DOI: <https://doi.org/10.1111/1467-9965.00068>

5. Bessler W., Wolff D. Portfolio Optimization with Sector Return Prediction Models. *Journal of Risk and Financial Management*. 2024. Vol. 17. No. 6. Article 254.

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. Article 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. Article 115127.

DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115127>

9. Glosten L. R., Jagannathan R., Runkle D. E. On the Relation between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Return on Stocks. *The Journal of Finance*. 1993. Vol. 48 (5). P. 1779–1801.

DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1993.tb05128.x>

10. Gu S., Kelly B., Xiu D. Empirical Asset Pricing via Machine Learning. *Journal of Finance*. 2020. Vol. 75. No. 4. P. 2195–2243.

DOI: <https://doi.org/10.1111/jofi.12901>

11. Kelly B., Pruitt S. The three-pass regression filter: A new approach to forecasting using many predictors. *Journal of Econometrics*. 2015. Vol. 186. P. 294–316.

DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2015.02.011>

12. 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. No. 6. P. 1772–1791.

DOI: <https://doi.org/10.1287/mnsc.2013.1838>

13. 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. P. 821–862.

14. Rockafellar R. T., Uryasev S. Optimization of Conditional Value-at-Risk. *The Journal of Risk*. 2000. Vol. 3 (1). P. 21–41.

DOI: <https://doi.org/10.21314/JOR.2000.038>

15. Statista. URL: <https://www.statista.com/>

16. Sutiene K., Schwendner P., Sipos C. Enhancing portfolio management using artificial intelligence: literature review. *Frontiers in Artificial Intelligence*. 2024. Vol. 7. Article 1371502.

DOI: <https://doi.org/10.3389/frai.2024.1371502>

17. 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. Article 393.

DOI: <https://doi.org/10.1057/s41599-024-02807-x>

18. Wang J. Application of Portfolio Price Forecasting Based on ARIMA-GARCH Model. *Proceedings of ICAID*. 2023. Vol. 9. P. 296–303.

DOI: https://doi.org/10.2991/978-94-6463-222-4_31

REFERENCES

Artzner P., Delbaen F., Eber J. M. & Heath D. (1999). Coherent Measures of Risk. *Mathematical Finance*, 3(9), 203–228. <https://doi.org/10.1111/1467-9965.00068>

Bessler W. & Wolff D. (2015). Do Commodities add Value in Multi-Asset-Portfolios? An Out-of-Sample Analysis for different Investment Strategies. *Journal of Banking and Finance*, 60, 1–20. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2015.06.021>

Bessler W. & Wolff D. (2024). Portfolio Optimization with Sector Return Prediction Models. *Journal of Risk and Financial Management*, 6(17), Article 254. <https://doi.org/10.3390/jrfm17060254>

Chun D., Kang J. & Kim J. (2024). Forecasting returns with machine learning and optimizing global portfolios: evidence from the Korean and U.S. stock markets. *Financial Innovation*, 10, Article 124. <https://doi.org/10.1186/s40854-024-00648-w>

Glosten L. R., Jagannathan R. & Runkle D. E. (1993). On the Relation between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Return on Stocks. *The Journal of Finance*, 5(48), 1779–1801. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1993.tb05128.x>

Gu S., Kelly B. & Xiu D. (2020). Empirical Asset Pricing via Machine Learning. *Journal of Finance*, 4(75), 2195–2243. <https://doi.org/10.1111/jofi.12901>

Hirina O. & Ivchenko V. (2023). Bahatokryterialna optymizatsiia struktury portfelia realnykh investytsii [Multi-criteria optimization of the real investment portfolio structure]. *Economy and Society*, 50. <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2023-50-37>

Hulyk T. & Kravets V. (2024). Sfera zastosuvannya modeli CAPM u analizi metodiv otsinky ryzykiv [Scope of application of the CAPM model in the analysis of risk assessment methods]. *Economy and Society*, 69. <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2024-69-132>

Kelly B. & Pruitt S. (2015). The three-pass regression filter: A new approach to forecasting using many predictors. *Journal of Econometrics*, 186, 294–316. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2015.02.011>

Neely C. J., Rapach D. E., Tu J. & Zhou G. (2014). Forecasting the equity risk premium: The role of technical indicators. *Management Science*, 6(60), 1772–1791. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2013.1838>

Rapach D. E., Strauss J. K. & Zhou G. (2010). Out-of-sample equity premium prediction: Combination forecasts and links to the real economy. *Review of Financial Studies*, 23, 821–862.

Rockafellar R. T. & Uryasev S. (2000). Optimization of Conditional Value-at-Risk. *The Journal of Risk*, 1(3), 21–41. <https://doi.org/10.21314/JOR.2000.038>

Soleymani F. & Paquet E. (2021). Deep graph convolutional reinforcement learning for financial portfolio management – DeepPocket. *Expert Systems with Applications*, 182, Article 115127. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115127>

Statista <https://www.statista.com/>

Sutiene K., Schwendner P. & Sipos C. (2024). Enhancing portfolio management using artificial intelligence: literature review. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 7, Article 1371502. <https://doi.org/10.3389/frai.2024.1371502>

Tran P., Pham T. K. A., Phan H. T. & Nguyen C. V. (2024). Applying machine learning algorithms to predict the stock price trend in the stock market – The case of Vietnam. *Humanities and Social Sciences Communications*, 11, Article 393. <https://doi.org/10.1057/s41599-024-02807-x>

Wang J. (2023). Application of Portfolio Price Forecasting Based on ARIMA-GARCH Model. *Proceedings of ICAID*, 9, 296–303. https://doi.org/10.2991/978-94-6463-222-4_31

Zakharkin O., Zakharkina L. & Serheiev A. (2025). Porivnialnyi analiz efektyvnosti ETF-fondiv yak instrumentiv pasyvnogo investuvannya [Comparative analysis of the efficiency of ETF funds as passive investment tools]. *Problemy suchasnykh transformatsii. Seriya: Ekonomika ta upravlinnia*, 18. <https://doi.org/10.54929/2786-5738-2025-18-08-03>

Стаття надійшла до редакції 22.11.2025 р.

Статтю прийнято до публікації 10.12.2025 р.

Оприлюднено 01.02.2026 р.