Подальші дослідження спрямовано на експериментальне порівняння точного та евристичного алгоритмів за якістю розв'язку й часом виконання на наборах даних різної розмірності, а також на розширення моделі для багатоденного планування.

Список використаних джерел

1. Bezkorovainyi V., Kolesnyk L., Gopejenko V., Kosenko V. The method of ranking effective project solutions in conditions of incomplete certainty. Advanced Information Systems, 2024. Vol. 8. No. 2. P. 27–38.

2. Vansteenwegen P., Souffriau W., Van Oudheusden D. The orienteering problem: A survey. European Journal of Operational Research. 2011. Vol. 209, № 1. P. 1–10.

3. Gunawan A., Lau H. C., Vansteenwegen P. Orienteering Problem: A survey of recent variants, solution approaches and applications. European Journal of Operational Research. 2016. Vol. 255, № 2. P. 315–332.

4. Righini G. Efficient optimization of the Held–Karp lower bound. Open Journal of Mathematical Optimization, 2021. Vol. 2. No. 9. URL: https://ojmo.centre-mersenne.org/item/10.5802/ojmo.11.pdf (дата звернення: 09.10.2026).

5. Gavalas D., Konstantopoulos C., Mastakas K., Pantziou G. A survey on algorithmic approaches for solving tourist trip design problems. Journal of Heuristics. 2014. Vol. 20, № 3. P. 291–328.

УДК 004.89: 338.27

СИСТЕМНИЙ ПІДХІД ДО ПРОГНОЗУВАННЯ ВОЛАТИЛЬНОСТІ ФОНДОВИХ РИНКІВ З ВИКОРИСТАННЯМ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Кирило Уваров, Володимир Безкоровайний

Харківський університет радіоелектроніки, м. Харків, Україна,

Волатильність фондового ринку є ключовою характеристикою динаміки цін фінансових активів і основним кількісним вимірником ринкового ризику. Від точності її прогнозування залежить якість оцінювання вартості під ризиком, ціноутворення похідних інструментів та формування інвестиційних портфелів. Попри тривалу історію досліджень, задача залишається відкритою: фінансові часові ряди характеризуються низьким співвідношенням сигнал/шум, кластеризацією волатильності, ефектом важеля, «важкими хвостами» розподілу дохідностей і структурними зсувами, спричиненими кризовими подіями [1–3]. Традиційно задачу розв'язують у межах двох окремих дослідницьких традицій. Моделі сімейства ARCH/GARCH описують умовну дисперсію як параметричну функцію попередніх шоків і власних лагових значень, що добре відтворює персистентність волатильності, але обмежує клас допустимих залежностей [2]. Моделі машинного навчання, навпаки, здатні апроксимувати складні нелінійні відображення, проте не спираються на економетричну структуру процесу й потребують ретельної інженерії ознак [1] (табл. 1).

Таблиця 1 - Порівняння класів моделей прогнозування волатильності

Клас моделей	Сильні сторони	Обмеження
Економетричні (ARCH/GARCH, EGARCH)	Інтерпретовність параметрів; відтворення кластеризації та персистентності; стійкість на коротких вибірках	Жорстко задана параметрична форма; обмежене врахування нелінійних взаємодій ознак і структурних зсувів
Ансамблі дерев (випадковий ліс, XGBoost)	Апроксимація нелінійностей; робота з великим простором різнорідних ознак; оцінювання важливості ознак	Відсутність механізму врахування часової структури; потреба в інженерії лагових ознак; ризик перенавчання
Рекурентні мережі	Явне моделювання	Висока вимогливість до обсягу даних;

(LSTM, GRU)	довгострокових залежностей у послідовності; гнучкість архітектури	низька інтерпретовність; чутливість до гіперпараметрів

Зіставлення показує, що обмеження одного класу моделей значною мірою компенсуються перевагами іншого. Це дає підстави розглядати їх не як альтернативи, а як компоненти єдиної системи.

Метою роботи є обґрунтування системного підходу до побудови моделей прогнозування волатильності, що поєднують економетричні та нейромережеві компоненти.

Системний підхід передбачає розгляд задачі як цілісної системи взаємопов'язаних підсистем: збору та передобробки ринкових даних; формування простору ознак; побудови й навчання базових моделей; ансамблювання прогнозів; оцінювання точності та підтримки прийняття рішень. Принциповим є те, що горизонт прогнозу, набір ознак і критерій якості узгоджуються між собою як елементи єдиного контуру, а не добираються ізольовано: зміна горизонту прогнозування змінює як інформативність окремих ознак, так і придатність конкретної метрики точності. При розробці технології і засобів прогнозування волатильності запропоновано обирати варіанти з використанням методології багатокритеріального оцінювання [4–5].

Цільовою змінною системи доцільно обрати реалізовану волатильність, обчислену за логарифмічними дохідностями на ковзному вікні обсягом n спостережень:

$$RV_t = [\ (1/n) \cdot \Sigma\ r^2_{t-i+1}\ ]^{1/2}, \qquad (1)$$

де r_t – логарифмічна дохідність активу; n – довжина вікна оцінювання.

Економетричною компонентою системи може виступати модель GARCH(1,1) та її асиметрична модифікація EGARCH, що враховує різну реакцію волатильності на позитивні й негативні шоки:

$$\sigma^2_t = \omega + \alpha \cdot \varepsilon^2_{t-1} + \beta \cdot \sigma^2_{t-1}, \qquad (2)$$

де $\omega > 0$; $\alpha \geq 0$; $\beta \geq 0$ – параметри моделі, а умова $\alpha + \beta < 1$ забезпечує стаціонарність процесу.

Простір ознак пропонується формувати за принципом поєднання різнорідних джерел інформації: лагові значення реалізованої волатильності та дохідностей; ковзні середні й ковзні стандартні відхилення на кількох масштабах часу; показники обсягу торгів; індикатори асиметрії та ексцесу розподілу дохідностей; календарні ознаки. Окремим елементом є умовна дисперсія, оцінена GARCH-моделлю: у такій конфігурації економетрична модель виступає не конкурентом алгоритму навчання, а генератором теоретично обґрунтованої ознаки для нього. Прогноз гібридної системи набуває вигляду:

$$RV_{t+h} = f\ (\ x_t,\ \sigma^2_t\ ) + e_{t+h}, \qquad (3)$$

де x_t – вектор ознак; $\sigma^2 t$ – прогноз умовної дисперсії за GARCH; h – горизонт прогнозування; $f(\cdot)$ – нелінійне відображення, що навчається ансамблевим алгоритмом.

Окремої уваги потребує методика перевірки такої системи. Через часову впорядкованість спостережень випадковий поділ вибірки є некоректним: навчання й валідацію слід здійснювати за схемою ковзного вікна з послідовним зсувом уперед, що унеможливлює використання майбутньої інформації. Точність прогнозів доцільно оцінювати за метриками RMSE, MAE та MAPE, а статистичну значущість різниці між моделями – за тестом Дібольда-Маріано [6], оскільки саме по собі зменшення помилки на тестовій вибірці не свідчить про систематичну перевагу однієї моделі над іншою.

Системне поєднання економетричних і нейромережевих компонентів з узгодженим вибором горизонту прогнозу, набору ознак і критерію якості є перспективним напрямом підвищення точності прогнозування волатильності фондових ринків. Подальші дослідження передбачають: удосконалення моделей з метою врахування неповної визначеності вхідних даних [4]; розроблення засобів підтримки прийняття рішень щодо вибору засобів та результатів прогнозування [5]; проведення обчислювальних експериментів на індексах розвинених ринків із виокремленням періодів кризової волатильності та статистичну перевірку значущості отриманих результатів.

Список використаних джерел

1. Східницька Г. В., Марчук З. П., Гончар Г. П. Використання штучного інтелекту для прогнозування волатильності фінансових ринків. Економічна парадигма, 2026. Том. 109. №5. С. 420–431. URL: https://humanitarian.com.ua/index.php/economics/article/view/2181 (дата звернення: 01.10.2026).
2. Буртняк І., Судук Н. Модель визначення волатильності фондового ринку. Вісник Хмельницького національного університету. Економічні науки. 2022. Том. 302. №1. С. 316-320. URL: https://heraldes.khmnu.edu.ua/index.php/heraldes/article/view/1254 (дата звернення: 01.10.2026).
3. Poon S.-H., Granger C. W. J. Forecasting volatility in financial markets: a review. Journal of Economic Literature. 2003. Vol. 41, No. 2. P. 478–539. URL: https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/002205103765762743(дата звернення: 01.10.2026).
4. Beskorovainyi V. Combined method of ranking options in project decision support systems. Innovative Technologies and Scientific Solutions for Industries. 2020. No 4 (14). P. 13–20. URL: http://journals.uran.ua/itssi/article/view/ITSSI.2020.14.013 (дата звернення 01.10.2026).
5. Bezkorovainyi V., Kolesnyk L., Gopejenko V., Kosenko V. The method of ranking effective project solutions in conditions of incomplete certainty. Advanced Information Systems, 2024. Vol. 8. No 2. P. 27–38. URL: http://ais.khpi.edu.ua/article/view/305462/297067 (дата звернення 01.10.2026).
6. Рагімов В. A Bayesian VAR model for inflation: the case of Azerbaijan. Financial and Credit Activity Problems of Theory and Practice, 2025. No. 4(63). P. 180–191. URL: https://fkd.net.ua/index.php/fkd/article/view/4788/4413 (дата звернення 01.10.2026).

УДК 330.4:519.8

АЛГОРИТМІЧНА ОПТИМІЗАЦІЯ ЕКОНОМІЧНИХ ПРОЦЕСІВ З ВИКОРИСТАННЯМ МЕТОДІВ ДОСЛІДЖЕННЯ ОПЕРАЦІЙ

Іван Хилько, Олег Перепьолкін

Миколаївський національний аграрний університет, м. Миколаїв, Україна

Актуальність дослідження обумовлена необхідністю формалізації економічних процесів розвитку територій як багатокритеріальної оптимізаційної задачі, що передбачає визначення оптимального розподілу обмежених ресурсів між конкуруючими напрямками регіонального розвитку з урахуванням економічної ефективності, соціальної значущості та обмежень зовнішньої середовища. При цьому потрібно побудувати математичну модель, яка дозволяє мінімізувати витрати або максимізувати інтегральний ефект розвитку території за умови виконання системи ресурсних та інституційних обмежень, а також розробити алгоритмічний підхід до її розв'язання з використанням методів дослідження операцій.

Мета роботи полягає в теоретичному обґрунтуванні та аналізі можливостей застосування методів дослідження операцій для алгоритмічної оптимізації економічних процесів розвитку територій з метою підвищення ефективності управління ресурсами та прийняття обґрунтованих управлінських рішень.

У сучасних умовах трансформації регіональної економіки особливе значення набуває підвищення ефективності управління процесами розвитку територій. Зростання складності соціально-економічних систем, обмеженість ресурсів та необхідність швидкого реагування на зовнішні зміни зумовлюють потребу у використанні формалізованих методів прийняття рішень [1]. У цьому контексті методи дослідження операцій виступають потужним інструментарієм, що дозволяє здійснювати алгоритмічну оптимізацію економічних процесів та забезпечувати раціональний розподіл ресурсів на регіональному рівні.

Алгоритмічна оптимізація в межах розвитку територій передбачає побудову математичних моделей, які описують взаємозв'язки між економічними показниками, обмеженнями та цільовими функціями [2]. Такі моделі забезпечують формалізацію завдання планування інвестицій, розвитку інфраструктури, логістичних систем, а також розміщення виробничих об'єктів. В основі підходу