

УДК 33.336.7.368
JEL: G19
DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2026-3-444-454>

СУЧАСНІ МЕТОДИ ОЦІНЮВАННЯ ФІНАНСОВИХ РИЗИКІВ

©2026 МАКАРЕНКО Ю. П., АВРАХОВ Л. А.

УДК 33.336.7.368
JEL: G19

Макаренко Ю. П., Аврахов Л. А. Сучасні методи оцінювання фінансових ризиків

У науковій статті ґрунтовно та всебічно досліджено сучасні методи оцінювання фінансових ризиків в умовах неупинного зростання глобальної нестабільності світових фінансових ринків, стрімкої диджиталізації всіх економічних процесів і суттєвого ускладнення стратегічної поведінки сучасних економічних агентів. У роботі детально проаналізовано традиційні кількісні підходи до ризик-менеджменту, які протягом десятиліть склали надійну основу фінансової стійкості інституцій, зокрема класичні статистичні моделі Value at Risk (VaR), Conditional Value at Risk (CVaR), складне сімейство економетричних моделей GARCH, а також фундаментальні портфельні методи Марковіца. У ході проведеного дослідження чітко визначено ключові переваги цих підходів, а також виявлено критичні обмеження, що неминуче виникають під час їхнього практичного застосування в умовах глибоких кризових явищ та екстремальних ринкових флуктуацій, коли стандартні теоретичні припущення про нормальний розподіл дохідності активів перестають відповідати реаліям ринку. Особливу увагу в межах наукової роботи приділено інноваційним поведінковим моделям оцінювання фінансових ризиків. Зазначені моделі дозволяють вийти за вузькі межі концепції суто «раціонального інвестора», повноцінно враховуючи реальні психологічні чинники, когнітивні упередження, евристики та суб'єктивне сприйняття ймовірностей, що досить часто стає основним каталізатором ринкових панік, ірраціонального песимізму або формування спекулятивних бульбашок. Науково обґрунтовано доцільність глибокої інтеграції класичних фінансових метрик із найсучаснішими методами машинного та глибокого навчання (Machine Learning & Deep Learning). Окремий дослідницький акцент зроблено на високій ефективності застосування алгоритмів навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning), а саме, методів градієнта політики та глибоких Q-мереж, які здатні самостійно та надзвичайно швидко адаптуватися до нових вхідних даних у режимі реального часу, виявляючи приховані нелінійні взаємозв'язки. Доведено, що системне впровадження інтелектуальних і гібридних моделей дозволяє значно підвищити точність прогнозування потенційних фінансових втрат і сформувати гнучкі, адаптивні системи ризик-менеджменту нового покоління. Такі системи здатні не лише превентивно ідентифікувати загрози, а й максимально оперативну реагувати на найменші зміни ринкової кон'юнктури, ефективно мінімізуючи негативний вплив на капітал і ліквідність установи. Отримані в результаті дослідження висновки мають високу практичну значущість і можуть бути безпосередньо впроваджені в щоденну діяльність комерційних банків, інвестиційних фондів, страхових компаній та інших фінансових установ. Це дозволить суттєво підвищити обґрунтованість стратегічних управлінських рішень, оптимізувати структуру активів, покращити процедури стрес-тестування та зміцнити загальну фінансову стійкість організації в довгостроковій перспективі.

Ключові слова: фінансові ризики; оцінка ризиків; VaR; GARCH; поведінкові фінанси; машинне навчання; штучний інтелект.

Табл.: 5. **Бібл.:** 10.

Макаренко Юлія Петрівна – доктор економічних наук, професор, професор кафедри фінансів, банківської справи та страхування, Дніпровський національний університет імені Олеся Гончара (просп. Науки, 72, Дніпро, 49045, Україна)

E-mail: makarenkoyulia80@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9970-7377>

Researcher ID: <https://www.webofscience.com/wos/author/record/U-9635-2017>

Scopus Author ID: <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=57218092708>

Аврахов Леонід Андрійович – студент, Дніпровський національний університет імені Олеся Гончара (просп. Науки, 72, Дніпро, 49045, Україна)

E-mail: leonidavrakhov@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-1870-1018>

Researcher ID: <https://www.webofscience.com/wos/author/record/PQV-4656-2026>

UDC 33.336.7.368
JEL: G19

Makarenko Yu. P., Avrakhov L. A. The Contemporary Methods of Financial Risk Assessment

The scientific article thoroughly and comprehensively examines contemporary methods of financial risk assessment in the context of the relentless growth of global instability in world financial markets, the rapid digitalization of all economic processes, and the significant complexity of the strategic behavior of modern economic agents. The work provides a detailed analysis of traditional quantitative approaches to risk management, which for decades have formed a reliable foundation for the financial stability of institutions, including classical statistical models such as Value at Risk (VaR), Conditional Value at Risk (CVaR), the complex family of econometric GARCH models, as well as fundamental Markowitz portfolio methods. During the conducted research, the key advantages of these approaches were clearly identified, as well as the critical limitations that inevitably arise during their practical application in conditions of deep crisis phenomena and extreme market fluctuations, when standard theoretical assumptions about the normal distribution of asset returns no longer correspond to market realities. Special attention within the scientific work is given to innovative behavioral models for assessing financial risks. These models allow going beyond the narrow limits of the conception of a purely «rational investor», fully taking into account real psychological factors, cognitive biases, heuristics, and subjective perception of probabilities, which quite often becomes the main catalyst for market panics, irrational pessimism, or the formation of speculative bubbles. The feasibility of deeply integrating classical financial metrics with the most modern methods of machine learning and deep learning has been scientifically substantiated. A separate research focus has been placed on the high efficiency of using reinforcement learning algorithms, specifically policy gradient methods and deep Q-networks, which are capable of independently and extremely quickly adapting to new input data in real time, revealing hidden nonlinear relationships. It has been proved that the systematic implementation of intelligent and hybrid models significantly increases the accuracy of predicting potential financial losses and forms flexible, adaptive risk management systems of the new generation. Such systems are capable not only of proactively identifying threats but also of re-

sponding to the slightest changes in market conditions as rapidly as possible, effectively minimizing the negative impact on the institution's capital and liquidity. The conclusions obtained as a result of the study have high practical significance and can be directly implemented in the daily activities of commercial banks, investment funds, insurance companies, and other financial institutions. This will make it possible to significantly increase the soundness of strategic management decisions, optimize the asset structure, improve stress-testing procedures, and strengthen the overall financial stability of the organization in the long term.

Keywords: financial risks; risk assessment; VaR; GARCH; behavioral finance; machine learning; artificial intelligence.

Tabl.: 5. **Bibl.:** 10.

Makarenko Yuliia P. – D. Sc. (Economics), Professor, Professor of the Department of Finance, Banking and Insurance, Oles Honchar Dnipro National University (72 Nauky Ave., Dnipro, 49045, Ukraine)

E-mail: makarenkoyuliia80@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9970-7377>

Researcher ID: <https://www.webofscience.com/wos/author/record/U-9635-2017>

Scopus Author ID: <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=57218092708>

Avrakhov Leonid A. – Student, Oles Honchar Dnipro National University (72 Nauky Ave., Dnipro, 49045, Ukraine)

E-mail: leonidavrakhov@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-1870-1018>

Researcher ID: <https://www.webofscience.com/wos/author/record/PQV-4656-2026>

В умовах інтеграції фінансових систем, діджиталізації бізнес-процесів та загострення геополітичних суперечностей питання результативного оцінювання фінансових загроз виходить на передній план. Коливання обмінних курсів, нестабільність фондових індексів, неспроможність позичальників виконувати зобов'язання, цінні коливання та глобальні економічні потрясіння формують простір високої невизначеності. У такому середовищі банківські структури, інвестори та промислові компанії вимушені ухвалювати рішення в умовах впливу численних різноспрямованих ризиків.

Аналіз останніх досліджень та публікацій.

Сучасні методи оцінювання фінансових ризиків у своїх роботах розглядають Сукач О. М., Вівчар О. Й., Грицай О. І., Дефір І. В., Козак О. Є., Шурда К. Е. Чен Ю., Швець Н. Р. та Юшкалюк А. А. у своїх роботах розглядають використання GARCH і VaR моделей відповідно. Тоді як Наламалла С. К., Міта Н. Р., Аль-Мансурі П. Ф. і Новак Т. розглядають можливості використання таких сучасних технологій, як ШІ та машинне навчання для оптимізації вже існуючих методів ідентифікації ризиків та створення нових.

Постановка завдання. *Мета* дослідження полягає в обґрунтуванні сучасних аналітичних моделей оцінювання фінансових ризиків, розроблених у межах парадигми поведінкових фінансів, визначенні перспектив їхнього практичного впровадження, а також в інтегруванні аналітичної моделі оцінки фінансових ризиків, що враховує ключові індикатори поведінкових упереджень задля підвищення точності прогнозування в умовах ринкової турбулентності.

За для реалізації мети поставлено такі *завдання*:

- ✦ дослідити основні сучасні методи ідентифікації фінансових ризиків;

- ✦ виявити переваги та слабкі сторони кожного з методів;
- ✦ дослідити теоретичну можливість сучасних технологій штучного інтелекту та машинного навчання оптимізувати класичні методи ризик-ідентифікації;
- ✦ проаналізувати сильні та слабкі сторони сучасних алгоритмічних моделей.

Виклад основного матеріалу. Традиційний підхід у фінансовому аналізі базується на використанні об'єктивних емпіричних даних (часові ряди цін, макроекономічні показники, дані бухгалтерського обліку) та застосуванні математичних моделей для кількісної оцінки ризиків (VaR, CVaR, коефіцієнт Шарпа, GARCH-моделі) [8]. Водночас, враховуючи багатофакторну природу фінансового ринку, агенти, що функціонують у мінливих ринкових умовах, керуються різноманітними когнітивними моделями, що значно підвищує складність інтерпретації ринкової динаміки та проведення її аналізу з метою формування обґрунтованих фінансових рішень.

Ризик може інтерпретуватися як об'єктивно існуюча або потенційна загроза, джерело якої перебуває як у зовнішньому середовищі, так і безпосередньо залежить від прийнятих управлінських рішень [7]. У сучасній фінансовій науці виокремлюють дві основні парадигми аналізу ризиків: традиційну, в межах якої ризик розуміється як міра відхилення фактичної дохідності від її очікуваного значення, та поведінкову, що акцентує увагу на психологічних чинниках сприйняття ризику [9].

Процедура аналізу фінансових ризиків передбачає кількісну та якісну оцінку ймовірності реалізації загрози, а також визначення масштабів її потенційного впливу на діяльність суб'єкта. Такий аналіз відіграє ключову роль у системі ризик-ме-

неджменту, оскільки дозволяє організаціям своєчасно ідентифікувати можливі фінансові труднощі та розробити превентивні заходи для їх нейтралізації до моменту настання критичних наслідків [6].

Сучасні аналітичні моделі оцінки фінансових ризиків являють собою формалізований інструментарій, призначений для кількісного вимірювання та прогнозування потенційних фінансових втрат на основі ретроспективних даних, поточної ринкової кон'юнктури та визначених гіпотетичних припущень (табл. 1).

Зазначені моделі є невід'ємним елементом системи ризик-менеджменту в банківських установах, інвестиційних фондах, страхових компаніях, а також активно використовуються регуляторними органами для забезпечення фінансової стабільності та підтримки процесів прийняття виважених управлінських рішень [9].

Протягом останніх років методологія VaR утвердилась як один із найпоширеніших інструментів у сфері ризик-менеджменту та контролю. Показник VaR інтерпретується як вартісна міра, що являє собою статистично обґрунтовану оцінку граничних збитків для фінансового активу (або їх сукупності) за умови заданого розподілу ризикових факторів.

Величина цих збитків із заданою ймовірністю, яка відповідає обраному довірчому інтервалу, не перевищуватиметься впродовж визначеного часового горизонту. Широке визнання VaR зумовлене

низкою його суттєвих переваг: здатністю надавати оцінку ризику через призму потенційних втрат із урахуванням імовірності їх настання; можливістю уніфікованого вимірювання ризиків, притаманних різним сегментам ринку; а також спроможністю агрегувати ризики за окремими складовими в єдиний інтегральний показник для всього портфеля активів. На сьогодні розроблено низку підходів до обчислення показника VaR, вибір яких має ґрунтуватися на врахуванні специфічних характеристик наявних у цій сфері методик (табл. 2). Способи оцінювання VaR суттєво відрізняються між собою за обсягом інформації, необхідної для проведення розрахунків, рівнем обчислювальної складності, а також точністю прогнозування.

Кінцевою метою є добір такої моделі визначення VaR, яка дозволить досягти максимальної прогностичної точності при оцінюванні сукупного фінансового ризику. З огляду на це доцільно передбачити механізм регулярної верифікації (бек-тестінгу) моделі VaR, що включатиме налаштування її параметрів.

До таких параметрів моделі належать:

1. Метод оцінки VaR:

- ✦ параметричний підхід, який найчастіше реалізується у вигляді варіаційно-коваріаційної моделі;
- ✦ метод, заснований на історичних даних (історичне моделювання);
- ✦ підхід, що базується на імітаційному моделюванні, який переважно ідентифікують за

Таблиця 1

Сучасні аналітичні моделі оцінки ризиків

Модель	Сутність методу	Приклади
Статистичні методи	Застосування ретроспективних даних і ймовірнісних розподілів як основи для кількісного вимірювання рівня фінансового ризику	Дисперсія, стандартне відхилення, коефіцієнт варіації
Моделі ризику на основі ринкової вартості	Визначення граничного рівня потенційних втрат із заданим рівнем довіри	Value at Risk (VaR), Conditional VaR (CVaR)
Стохастичні та економетричні моделі	Побудова моделей, що описують мінливість цінних показників та їх зміну в часі	ARCH, GARCH, EGARCH, Monte Carlo Simulation
Моделі оптимізації портфеля	Оптимізація співвідношення ризику та прибутку полягає в мінімізації ризиків при заданій доходності або максимізації прибутку в межах допустимого рівня ризику	Модель Марковіца, Black – Litterman Model
Сценарні та стрес-тести	Вимірювання чутливості фінансової системи або портфеля до впливу шоків сценаріїв та критичних ринкових ситуацій	Stress Testing, Scenario Analysis
Поведінкові моделі	Інтеграція психологічних факторів і соціальних ефектів у процес аналізу та кількісного вимірювання ризиків	Prospect Theory Models, AgentBased Models

Джерело: складено за [9].

Порівняння способів розрахунку VAR

Критерії	Дельта нормальний	Історичного моделювання	Метод імітаційного моделювання Монте-Карло
Оцінювання	Локальне	Повне	Повне
Врахування історичного розподілу	При оцінці нормального розподілу	Аналогічно минулому	Повне
Врахування «допустимої» волатильності	Можливо	Ні	Так
Оцінка екстремальних подій	Відсутня	Відсутня	Можлива
Об'єм історичних даних	Середній	Високий	Малий
Обчислювальна складність	Невисока	Середня	Висока
Наочність	Середня	Висока	Низька

Джерело: складено на основі [10].

ключовим алгоритмом, що використовується, – методом Монте-Карло.

2. Часовий горизонт, тобто інтервал часу, для якого здійснюється розрахунок VaR.

3. Глибина аналізу, що визначає, за який термін необхідно брати дані для аналізу.

4. Довірчий інтервал, котрий задає рівень статистичної впевненості при проведенні обчислень [10].

Модель узагальненої авторегресивної умовної гетероскедастичності (GARCH) намагається врахувати особливість кластеризації волатильності фінансової прибутковості шляхом моделювання динаміки волатильності. Таким чином, це призводить до змінних у часі оцінок показників ризику зниження, таких як VaR. Ще одним дивовижним фактом моделей типу GARCH є те, що вони одночасно враховують важкий розподіл. Таким чином, моделі типу GARCH стають ефективним інструментом в управлінні ризиками.

Побудова GARCH-моделі базується на таких принципах. Характеристики волатильності часових рядів проявляються переважно у трьох аспектах. *Кластеризація волатильності*: волатильність фінансових часових рядів розподілена нерівномірно, а демонструє явище кластеризації, з чергуванням періодів високої та низької волатильності [1]. *Ефект леввериджу*: на фондовому ринку існує негативна кореляція між волатильністю та прибутковістю, тобто волатильність зростає, коли ринок падає, і зменшується, коли ринок зростає. *Модель GARCH* – це узагальнена авторегресивна умовна гетероскедастична модель, запропонована Боллерслевим на основі моделі ARCH [1]. Фундаментальна концепція полягає у використанні минулих

умовних помилок і минулих дисперсій для прогнозування поточної дисперсії, що дозволяє краще враховувати характеристики волатильності даних часових рядів.

Найчастіше застосовувана модель GARCH з нормальним розподілом інновацій припускає, що умовний розподіл фінансової прибутковості з урахуванням рівня прибутковості та волатильності попереднього періоду відповідає нормальному розподілу. В управлінні ризиками нещодавня література показує, що припущення про умовну нормальність не дуже добре оцінює ризик зниження з низькою ймовірністю.

Параметри, що оцінюються в моделі GARCH, включають базову волатильність, вплив квадрата члена минулого залишку на поточну умовну дисперсію та вплив минулої умовної дисперсії на поточну умовну дисперсію. Ці параметри зазвичай оцінюються за допомогою методу максимальної правдоподібності, який передбачає складніший процес обчислення, особливо коли розмір даних великий або порядок моделі високий.

Крім того, процес оцінки параметрів чутливий до початкових значень, і різні початкові значення можуть привести до різних результатів збіжності. Для отримання стабільних і точних результатів оцінки зазвичай потрібно багато ітерацій та налагодження. Згідно з формулою, обчислювальна складність є високою, оскільки розрахунок умовної дисперсії на кожному кроці залежить від попередніх даних.

Це означає, що при роботі з великомасштабними наборами даних обсяг обчислень значно зростає зі збільшенням розміру даних. Більше того, хоча модель GARCH здатна враховувати ге-

тероскедастичність, вона неадекватна для обробки складних нелінійних ознак у часових рядах. Отже, необхідно інтегрувати інші моделі, такі як EGARCH і TGARCH, або впроваджувати вдосконалення моделі [1]. У певних випадках, таких як екстремальні ринкові умови або неочікувані події, прогностична здатність моделі GARCH може бути обмежена.

На сьогодні в межах аналітичного інструментарію оцінки ризиків виокремлюються три ключові напрями моделювання.

Моделі, засновані на теорії перспектив (Prospect Theory Models). Запропонована Тверські та Канеманом у 1979 році концепція передбачає дворівневий процес прийняття рішень, що складається з етапу редагування та етапу безпосереднього оцінювання. В основі моделі лежить нелінійна функція корисності, яка відображає чутливість індивідів до вигравів і програшів [2].

Моделі зі зважуванням імовірностей (Probability Weighting Models). Дані моделі виходять з припущення, що економічні агенти системно викривляють об'єктивні ймовірності: схильні переоцінювати низько ймовірні події та, навпаки, недооцінювати події з високою ймовірністю настання. Ключовим елементом тут виступає функція зважування ймовірностей, яка трансформує об'єктивні шанси в суб'єктивні ваги, що впливають на кінцеве рішення [5].

Гібридні моделі (Hybrid Risk Models). Цей клас моделей репрезентує синтез класичних фінансових метрик (VaR, CVaR) та індикаторів, що кількісно описують поведінкові упередження. Інтеграція досягається шляхом включення до аналізу емпіричних даних про поведінку учасників ринку – таких як частота укладання угод, ступінь відхилення індивідуальних оцінок від ринкового консенсусу або характер реакції цін на надходження нової інформації [5].

Традиційні системи управління ризиками, хоча й ефективні самі по собі, часто не здатні динамічно адаптуватися до швидкозмінних ринкових умов, регуляторного середовища та нових загроз. У відповідь на ці недоліки останніми роками все більшої популярності набувають способи оцінки ризиків, що базуються на використанні технологій машинного навчання та штучного інтелекту (ШІ).

Машинне навчання (МН) стало трансформаційною технологією в галузі управління фінансовими ризиками. Методи МН, включно з алгоритмами навчання з наглядом та без нагляду, все частіше використовуються для покращення оцінки та прогнозування ризиків.

Алгоритми навчання з наглядом, такі як логістична регресія, дерева рішень та методи опо-

рних векторів, застосовуються для моделювання кредитного ризику, що дозволяє установам прогнозувати ймовірність дефолту на основі історичних даних позичальників. Алгоритми навчання без нагляду, такі як кластеризація та аналіз головних компонентів, використовуються для виявлення закономірностей та аномалій у великих наборах даних, що надає уявлення про нові ризики та операційну неефективність [5].

Глибоке навчання (ГН), підмножина машинного навчання, що характеризується використанням нейронних мереж з кількома шарами, продемонструвало значні перспективи в оцінці фінансових ризиків. Моделі ГН, такі як згорткові нейронні мережі (ЗНМ) та рекурентні нейронні мережі (РНМ), пропонують розширені можливості для обробки та аналізу складних і багатовимірних даних.

Застосування методів ГН дозволило фінансовим установам розробити складніші моделі ризиків, які можуть обробляти неструктуровані дані, такі як текстова інформація з фінансових звітів та настрої в соціальних мережах. Використовуючи великі набори даних і потужні обчислювальні ресурси, моделі ГН можуть фіксувати складні закономірності та взаємозв'язки, які часто не помічають традиційні статистичні методи. Ця можливість привела до досягнень у таких галузях, як виявлення шахрайства, де моделі ГН можуть з високою точністю виявляти складні закономірності та аномалії шахрайства.

Навчання з підкріпленням (НП) являє собою потужний підхід до оптимізації процесів прийняття рішень у сфері управління фінансовими ризиками. Алгоритми НП, такі як Q-навчання та методи градієнта політики, розроблені для того, щоб агенти могли вивчати оптимальні стратегії шляхом взаємодії з навколишнім середовищем. Постійно досліджуючи та використовуючи різні дії, алгоритми НП можуть адаптивно коригувати політику прийняття рішень для максимізації кумулятивних винагород, що робить їх добре пристосованими для динамічних і невизначених фінансових середовищ [5].

У контексті управління фінансовими ризиками НП застосовується до різних завдань, включно з оптимізацією портфеля, зменшенням ризиків та алгоритмічною торгівлею. Методи НП можуть оптимізувати торговельні стратегії, навчаючись на історичних ринкових даних та адаптуючись до змінних ринкових умов. Наприклад, системи управління портфелем на основі НП можуть динамічно коригувати розподіл активів для балансування ризику та прибутковості на основі ринкових даних у режимі реального часу та змінних профілів ризику.

Загалом, інтеграція методів машинного навчання, навчання на основі знань, а також навчання у сфері управління фінансовими ризиками є значним прогресом у вирішенні обмежень традиційних структур і підвищенні ефективності практик управління ризиками в умовах дедалі складнішого фінансового середовища.

Машинне навчання (ML) стало незамінним інструментом у сфері управління фінансовими ризиками завдяки своїй здатності аналізувати великі обсяги даних і виявляти складні закономірності, які часто не видно за допомогою традиційних статистичних методів [4]. Серед безлічі методів ML регресія, класифікація, кластеризація та виявлення аномалій є особливо важливими для їх різноманітного застосування в управлінні ризиками (табл. 3).

німізує проблему мультиколінеарності та запобігає перенавчанню моделі. Узагальнені адитивні моделі (GAM) забезпечують максимальну гнучкість, дозволяючи використовувати нелінійні функції для кожного предиктора окремо, що зберігає високу інтерпретованість результатів [5].

Регресійний аналіз у машинному навчанні (ML) застосовується переважно для прогнозування безперервних величин на основі набору вхідних змінних. У фінансовому ризик-менеджменті цей підхід є фундаментальним для моделювання кредитних рейтингів, волатильності активів та оцінки загального рівня ризикованості операцій. Найбільш базовий метод – лінійна регресія – описує залежність через підбір лінійного рівняння, про-

Таблиця 3

Методи машинного навчання в оцінці фінансових ризиків

Метод	Опис і застосування
Методи регресії	Регресійний аналіз у ML прогнозує безперервні показники, що дозволяє фінансовому сектору ефективно моделювати кредитні рейтинги, дохідність та рівні ризику
Методи класифікації	Алгоритми класифікації розподіляють дані за категоріями, що є критично важливим для кредитного скорингу, виявлення шахрайства та сегментації ринку в управлінні ризиками
Методи кластеризації	Кластеризація – це метод навчання без нагляду для групування подібних даних, який у фінансах допомагає сегментувати ринок, оптимізувати портфелі та виявляти аномалії
Методи виявлення аномалій	Виявлення аномалій допомагає ідентифікувати нетипові закономірності (шахрайство або збої), використовуючи статистичні, дистанційні методи та підходи машинного навчання

Джерело: складено авторами на основі [5].

Регресійний аналіз у межах машинного навчання (ML) слугує передусім для прогнозування безперервних величин на основі набору змінних-предикторів. У сфері фінансового ризик-менеджменту регресійні моделі є базовим інструментом для оцінки кредитних рейтингів, волатильності активів та рівнів потенційних загроз. Найбільш фундаментальний підхід – лінійна регресія – описує залежність між показниками через лінійне рівняння. Попри свою прозорість та легкість інтерпретації, цей метод часто пасує перед складними нелінійними зв'язками, характерними для динамічних фінансових ринків.

Для подолання цих обмежень застосовують вдосконалені модифікації. Поліноміальна регресія інтегрує поліноміальні члени для опису нелінійних залежностей. Гребенева (Ridge) та Лассо (Lasso) регресії використовують механізми регуляризації (штрафування за надто великі коефіцієнти), що мі-

те він часто не здатний охопити складні нелінійні патерни, притаманні фінансовим даним.

Для подолання цих обмежень використовують просунуті техніки: поліноміальна регресія додає відповідні члени для моделювання криволінійних зв'язків, тоді як гребенева та лассо-регресії впроваджують механізми регуляризації для боротьби з мультиколінеарністю та покращення точності на нових даних. Крім того, узагальнені адитивні моделі (GAM) пропонують гнучкий компроміс, дозволяючи використовувати нелінійні функції предикторів при збереженні високої інтерпретованості моделі, що критично важливо для прогнозування ринкових трендів та кредитних ризиків.

Алгоритми класифікації призначені для розподілу даних за конкретними категоріями, що є життєво важливим для кредитного скорингу, детекції шахрайства та сегментації ринку. Логістична регресія, попри свою назву, є ефективним інстру-

ментом саме для класифікації, оскільки вона оцінює ймовірність настання певної події, наприклад дефолту позичальника.

Дерева рішень пропонують інший підхід, рекурсивно розділяючи дані за певними ознаками у формі ієрархічної структури, що робить логіку прийняття рішень максимально прозорою. Проте через схильність поодиноких дерев до перенавчання, на практиці частіше застосовують випадкові ліси – ансамблевий метод, який об'єднує прогнози багатьох дерев для досягнення стабільно високої точності та надійності результатів [3].

Кластеризація належить до методів навчання без учителя та спрямована на групування об'єктів за їхніми спільними характеристиками, що у фінансовому ризик-менеджменті дозволяє ефективно сегментувати ринки, оптимізувати інвестиційні портфелі та виявляти аномальні операції. Одним із найпопулярніших підходів є метод К-середніх, який розділяє дані на задану кількість кластерів шляхом мінімізації внутрішньої дисперсії, проте він схильний припускати однаково сферичну форму груп, що не завжди відповідає складній природі фінансових показників.

Натомість ієрархічна кластеризація забезпечує більшу гнучкість, оскільки будує деревоподібну структуру вкладених груп без необхідності заздалегідь визначати їхню кількість, що допомагає глибше зрозуміти взаємозв'язки між різними категоріями ризиків. У межах цього підходу виділяють агломеративну кластеризацію, яка послідовно об'єднує окремі точки в групи, та розділну кластеризацію, що працює у зворотному напрямку, ітеративно розщеплюючи цілісний набір даних на дрібніші сегменти [5].

Виявлення аномалій відіграє вирішальну роль у розпізнаванні нетипових закономірностей, що можуть свідчити про шахрайство або операційні збої, використовуючи для цього статистичні, дистанційні та інтелектуальні підходи. Статистичні методи, як-от z-показник, ефективно ідентифікують відхилення від норми в простих сценаріях,

проте часто не справляються з багатовимірними або нелінійними структурами даних.

Більшу гнучкість пропонують методи на основі відстані, зокрема KNN, що оцінює віддаленість точок від сусідів, та LOF, який виявляє викиди в областях з низькою щільністю даних. Найвищу точність забезпечують підходи машинного навчання: автокодері фіксують аномалії за високою похибкою під час реконструкції вхідних сигналів, а ізоляційні ліси ефективно відокремлюють рідкісні об'єкти шляхом випадкового сегментування даних, що потребує значно меншої кількості розділів для ізоляції викидів порівняно зі звичайними точками.

Завдяки такій багатошаровій перевірці системи ризик-менеджменту здатні автоматично реагувати на загрози в режимі реального часу, мінімізуючи людський фактор. Це дозволяє фінансовим установам не лише фіксувати факт порушення, а й діяти на випередження, запобігаючи значним капітальним збиткам [2].

Глибоке навчання використовує багатошарові нейронні мережі для моделювання складних взаємозв'язків, імітуючи структуру людського мозку через систему взаємопов'язаних нейронів. Процес навчання базується на прямому поширенні сигналу для створення прогнозу та зворотному поширенні помилки, що дозволяє ітеративно коригувати ваги зв'язків для мінімізації похибок. Такі архітектури здатні самостійно виявляти приховані закономірності у величезних масивах даних, що робить їх незамінними для сучасного фінансового аналізу. Використання глибоких мереж дозволяє автоматизувати процес обробки неструктурованої інформації, значно підвищуючи швидкість прийняття рішень у критичних ситуаціях. Це створює надійний фундамент для побудови автономних систем, здатних адаптуватися до мінливих ринкових умов без постійного втручання програмістів (табл. 4).

Згорткові нейронні мережі (ЗНМ) спеціалізуються на обробці сітчастих структур, як-от зображення або часові ряди, використовуючи фільтри для автоматичного вилучення ієрархічних ознак.

Таблиця 4

Методи глибокого машинного навчання в оцінці фінансових ризиків

Метод	Опис і застосування
Згорткові нейронні мережі	Згорткові нейронні мережі – це спеціалізована архітектура для обробки сітчастих структур (зображень чи часових рядів), яка за допомогою фільтрів автоматично вилучає ієрархічні ознаки з даних
Рекурентні нейронні мережі	Рекурентні нейронні мережі (RNN) опрацьовують послідовні дані через цикли зворотного зв'язку, що дозволяє враховувати часові залежності для прогнозування ринкових трендів, волатильності та динаміки кредитних ризиків

Джерело: складено авторами на основі [5].

У ризик-менеджменті ЗНМ допомагають виявляти локальні аномалії в динаміці ринку або аналізувати настрої в текстових новинах через послідовність згорткових шарів та шарів об'єднання, які зменшують розмірність даних. Завдяки цій структурі мережа ефективно розпізнає специфічні фінансові патерни, ігноруючи другорядний шум [5].

Рекурентні нейронні мережі (РНМ) розроблені для роботи з послідовними даними, де критично важливим є врахування часових залежностей через цикли зворотного зв'язку. Це робить їх ідеальними для прогнозування волатильності, ринкових трендів та динамічної оцінки кредитних ризиків, де минулі стани безпосередньо впливають на майбутні результати. Для вирішення проблеми втрати пам'яті в довгих послідовностях використовуються вдосконалені архітектури, такі як LSTM і GRU, які здатні утримувати важливу інформацію протягом тривалих часових проміжків.

Навчання з підкріпленням (НП) – це динамічна парадигма, у якій інтелектуальний агент постійно опановує стратегії прийняття рішень через безпосередню взаємодію із середовищем заради максимізації сумарної винагороди. На відміну від традиційного навчання з учителем цей підхід базується на методі спроб і помилок, де система отримує стимули у вигляді бонусів або штрафів за кожну виконану дію. У фінансовій інженерії методи НП дозволяють створювати адаптивні моделі, що гнучко підлаштовуються під мінливу кон'юнктуру ринку, оптимізуючи процеси управління капіталом. Завдяки здатності до безперервного самовдосконалення такі алгоритми стають незамінними в умовах високої невизначеності, де статичні правила швидко втрачають свою актуальність. Це відкриває шлях до побудови повністю автономних систем, здатних балансувати між агресивним прибутком і консервативним захистом активів [5].

Q-навчання виступає як безмодельний алгоритм, зосереджений на пошуку оптимальної функції «дія-цінність», яка оцінює перспективність конкретного кроку в певному стані системи. Фундаментальний принцип методу полягає в ітеративному перерахунку Q -значень за допомогою рівняння Беллмана, що враховує поточну отриману винагороду та потенційні майбутні дивіденди. У сфері ризик-менеджменту цей алгоритм дозволяє юстувати торгові стратегії та структуру інвестиційних портфелів, спираючись на історичні дані та миттєву ринкову реакцію [2]. Застосування Q -навчання дозволяє автоматично виявляти найменш ризиковані точки входу та виходу з ринку, враховуючи при цьому приховані транзакційні витрати та проковзування цін. Такий підхід трансформує управління ризиками з пасивного спосте-

реження у проактивний пошук найбільш ефективних траєкторій розвитку капіталу.

Методи градієнта політики становлять особливий клас алгоритмів навчання з підкріпленням, які безпосередньо оптимізують стратегію поведінки (policy), оминаючи проміжний етап обчислення функцій цінності. Такий підхід виявляється найбільш ефективним у середовищах із безперервним або надзвичайно великим простором дій, де класичні табличні методи стають обчислювально неможливими. В основі концепції лежить параметризація політики як математичної функції стану, параметри якої коригуються через оцінку градієнта очікуваної винагороди. Завдяки безпосередній роботі з імовірнісним розподілом дій ці методи дозволяють системі плавно адаптуватися до складних фінансових сценаріїв, де навіть незначна зміна параметрів може мати критичні наслідки. Це забезпечує вищу стабільність у процесах прийняття рішень, оскільки алгоритм навчається обирати не просто «найкращу» дію, а оптимальний вектор розвитку в умовах високої волатильності [5].

Алгоритми градієнта політики, зокрема класичний REINFORCE, використовують коефіцієнт правдоподібності для оновлення параметрів на основі фактично отриманих винагород та ймовірності обраних кроків. Такий підхід дозволяє ефективно працювати в умовах часткової спостережуваності ринку, де точне значення кожного стану неможливо визначити заздалегідь. У задачах управління ризиками це дає можливість розробляти стратегії хеджування, які динамічно змінюються залежно від ринкового контексту, не потребуючи створення жорсткої моделі поведінки активів. Використання градієнтних методів дозволяє уникнути різких коливань у поведінці агента, що критично важливо для збереження ліквідності в умовах реальних торгів. Це перетворює алгоритм на гнучкий інструмент, здатний знаходити тонкий баланс між ризиком і прибутковістю в середовищах, де традиційні методи виявляються надто інертними.

Глибокі Q-мережі (DQN) трансформують класичне Q -навчання, інтегруючи глибокі нейромережі для апроксимації функцій цінності, що дозволяє ефективно працювати з багатовимірними просторами станів. Традиційні підходи, обмежені використанням таблиць, стають недієздатними при зростанні кількості змінних, тоді як DQN успішно обробляють складні вхідні дані – від піксельних зображень до заплутаних фінансових часових рядів. Така технологічна еволюція дозволяє моделям ігнорувати несуттєві шуми та зосереджуватися на ключових ринкових сигналах, що забезпечує гли-

боке розуміння структури активів у реальному часі. Це створює можливість для масштабування систем ризик-менеджменту до рівня глобальних ринків, де кількість взаємопов'язаних факторів вимірюється тисячами.

Стабільність навчання в архітектурі DQN досягається завдяки використанню буфера відтворення досвіду (*Experience Replay*) та окремої цільової мережі. Буфер зберігає минулі операції та випадковим чином вибирає їх для навчання, що розриває часову кореляцію між послідовними подіями, тоді як цільова мережа забезпечує стійкі орієнтири для рівняння Беллмана, запобігаючи розбіжності моделі [2]. Ці механізми діють як запобіжники, що не дозволяють алгоритму зациклюватися на короткострокових аномаліях, забезпечуючи стабільний рух до довгострокової стратегічної мети. У фінансовому контексті це означає формування стійких портфелів, здатних витримувати раптові ринкові шоки без втрати загальної логіки управління. Опис і застосування вищезазначених методів занесено в *табл. 5*.

Інтеграція альтернативних джерел, зокрема історії транзакцій, поведінкових патернів та активності в цифровому просторі, дає змогу сформувати вичерпний профіль ризику кожного клієнта. Такий багатогранний аналіз допомагає фінансовим установам значно раніше розпізнавати ознаки потенційного дефолту та точніше ідентифікувати надійних позичальників серед тих, хто раніше вважався ризикованим. Завдяки використанню алгоритмів, що самостійно навчаються, кредитні пропозиції стають персоналізованими, що мінімізує ймовірність помилок при схваленні позик. Це не лише захищає капітал кредитора, а й сприяє фінансовій інклюзії, дозволяючи організаціям знаходити оптимальний баланс між розширенням клієнтської бази та збереженням низького рівня збитковості [5].

ВИСНОВКИ

Було досліджено сучасні підходи до оцінювання фінансових ризиків у контексті зростання нестабільності фінансових ринків та ускладнення поведінки економічних агентів. Установлено, що

Таблиця 5

Методи машинного навчання з підкріпленням в оцінці фінансових ризиків

НП	Опис і застосування
Q-навчання	Q-навчання – це безмодельний алгоритм, який через рівняння Беллмана ітеративно оновлює значення «дія-цінність» (Q-значення), щоб визначити максимальну очікувану винагороду для кожного стану та обрати оптимальну стратегію поведінки агента
Граденти дій	Методи градієнта політики безпосередньо оптимізують стратегію вибору дій (policy) замість вивчення функцій цінності, що робить їх ефективними для складних середовищ із безперервним простором дій. Параметри політики коригуються шляхом обчислення градієнта очікуваної винагороди, що дозволяє алгоритму ітеративно знаходити найкращий шлях до мети
Глибокі Q-мережі	Глибокі Q-мережі долають обмеження традиційного Q-навчання в складних середовищах, використовуючи нейромережі для апроксимації Q-значень замість громіздких таблиць. Це дозволяє алгоритму ефективно працювати з багатовимірними даними, як-от зображення або складні фінансові часові ряди, де кількість можливих станів занадто велика для звичайних методів

Джерело: складено авторами на основі [5].

Застосування штучного інтелекту (ШІ) у моделюванні кредитних ризиків відкриває нові можливості, що значно перевершують традиційні підходи за точністю та глибиною аналізу. Методи машинного та глибокого навчання трансформували оцінку кредитоспроможності, зробивши її більш гнучкою та адаптивною до реальних умов ринку. Моделі на основі логістичної регресії, дерев рішень та ансамблевих методів, таких як випадкові ліси або градієнтний бустинг, дозволяють аналізувати масиви даних, що виходять далеко за межі стандартних кредитних рейтингів.

традиційні кількісні моделі ризик-менеджменту (VaR, CVaR, GARCH, портфельні моделі) залишаються базовими інструментами фінансового аналізу, однак мають обмежену ефективність у кризових та екстремальних ринкових умовах.

Обґрунтовано доцільність використання поведінкових моделей, які враховують психологічні чинники, когнітивні упередження та суб'єктивне сприйняття ризику, що підвищує реалістичність оцінювання фінансових загроз. Визначено, що поєднання класичних фінансових метрик із поведінковими індикаторами та методами машинного на-

вчання формує перспективний напрям розвитку систем оцінки ризиків.

Проаналізовано методи застосування алгоритмів машинного та глибокого навчання, а також навчання з підкріпленням, що дозволяє створювати адаптивні моделі ризик-менеджменту, здатні до самонавчання та оперативного реагування на зміну ринкової кон'юнктури. Узагальнено, що інтеграція кількісних, поведінкових та інтелектуальних підходів сприяє підвищенню точності прогнозування фінансових ризиків і обґрунтованості управлінських рішень. ■

БІБЛІОГРАФІЯ

1. Chen Y. Application of GARCH Model in the Field of Finance. *Advances in Economics, Management and Political Sciences*. 2024. Vol. 124. P. 164–169. DOI: <https://doi.org/10.54254/2754-1169/2024.17736>
2. Mitta N. R. AI-Based Underwriting Automation in Insurance: Developing Machine Learning Models for Risk Scoring, Policy Approval, and Premium Optimization. *Essex Journal of AI Ethics and Responsible Innovation*. 2023. Vol. 3. P. 312–354. URL: <https://ejaei.org/index.php/publication/article/view/70>
3. Al-Mansoori P. F. AI-Driven Financial Institution Cybersecurity Systems Mitigate Adversarial Threats in Real Time. *Essex Journal of AI Ethics and Responsible Innovation*. 2024. Vol. 4. P. 169–174. URL: <https://www.ejaei.org/index.php/publication/article/view/57>
4. Novak T. AI-Blockchain Smart Contract Optimization in Decentralized Finance Systems. *Essex Journal of AI Ethics and Responsible Innovation*. 2024. Vol. 4. P. 175–180. URL: <https://www.ejaei.org/index.php/publication/article/view/56>
5. Nallamala S. K., Kondapaka K. I., Mitta N. R. et al. AI-Based Adaptive Risk Management Frameworks for Financial Institutions: Integrating Machine Learning, Deep Learning, and Reinforcement Learning for Proactive Decision-Making. *Essex Journal of AI Ethics and Responsible Innovation*. 2022. Vol. 2. P. 378–415. URL: <https://www.ejaei.org/index.php/publication/article/view/64>
6. Вівчар О. Й., Кос Т. Ю. Сучасні методи оцінювання фінансової стійкості підприємства. *Молодий вчений*. 2023. № 4. С. 115–119. DOI: <https://doi.org/10.32839/2304-5809/2023-4-116-23>
7. Грицай О. І., Дефір І. В., Козак О. Є. Огляд кількісних методів оцінки ризиків зовнішньоекономічної діяльності. *Економіка та суспільство*. 2024. Вип. 68. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2024-68-104>
8. Шурда К. Е. Методи якісного та кількісного аналізу ризиків. *Збалансоване природокористування*. 2020. № 4. С. 64–72. DOI: <https://doi.org/10.33730/2310-4678.4.2020.226622>

9. Сукач О. М., Захарченко О. В., Задворних С. С., Ксенофонтов Д. В. Аналітичні моделі оцінки фінансових ризиків на основі поведінкових фінансів. *Економічний вісник Донбасу*. 2025. № 3. С. 54–62. DOI: [https://doi.org/10.12958/1817-3772-2025-3\(81\)-54-62](https://doi.org/10.12958/1817-3772-2025-3(81)-54-62)
10. Швець Н. Р., Юшкалюк А. А. VaR як основний метод розрахунку величини інтегрального фінансового ризику банківських установ. *Економіка і суспільство*. 2017. Вип. 9. С. 1092–1099. URL: https://economyandsociety.in.ua/journals/9_ukr/187.pdf

REFERENCES

- Al-Mansoori P. F. (2024). AI-Driven Financial Institution Cybersecurity Systems Mitigate Adversarial Threats in Real Time. *Essex Journal of AI Ethics and Responsible Innovation*, 4, 169–174. <https://www.ejaei.org/index.php/publication/article/view/57>
- Chen Y. (2024). Application of GARCH Model in the Field of Finance. *Advances in Economics, Management and Political Sciences*, 124, 164–169. <https://doi.org/10.54254/2754-1169/2024.17736>
- Hrytsai O. I., Defir I. V. & Kozak O. Ye. (2024). Ohliad kil'kysnykh metodiv otsinky ryzykiv zovnishnoekonomichnoi diialnosti [Review of quantitative methods for risk assessment of foreign economic activity]. *Ekonomika ta suspilstvo*, 68. <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2024-68-104>
- Mitta N. R. (2023). AI-Based Underwriting Automation in Insurance: Developing Machine Learning Models for Risk Scoring, Policy Approval, and Premium Optimization. *Essex Journal of AI Ethics and Responsible Innovation*, 3, 312–354. <https://ejaei.org/index.php/publication/article/view/70>
- Nallamala S. K., Kondapaka K. I. & Mitta N. R. (2022). AI-Based Adaptive Risk Management Frameworks for Financial Institutions: Integrating Machine Learning, Deep Learning, and Reinforcement Learning for Proactive Decision-Making. *Essex Journal of AI Ethics and Responsible Innovation*, 2, 378–415. <https://www.ejaei.org/index.php/publication/article/view/64>
- Novak T. (2024). AI-Blockchain Smart Contract Optimization in Decentralized Finance Systems. *Essex Journal of AI Ethics and Responsible Innovation*, 4, 175–180. <https://www.ejaei.org/index.php/publication/article/view/56>
- Shurda K. E. (2020). Metody yakisnoho ta kil'kisnoho analizu ryzykiv [Methods of qualitative and quantitative risk analysis]. *Zbalansovane pryrodokorystuvannia*, 4, 64–72. <https://doi.org/10.33730/2310-4678.4.2020.226622>
- Shvets N. R. & Yushkaliuk A. A. (2017). VaR yak osnovnyi metod rozrakhunku velychyny intehralnoho finansovoho ryzyku bankivskykh ustanov [VaR as the main method for calculating the value of the integrated financial risk of banking institutions]. *Ekonomika i suspilstvo*, 9, 1092–1099. https://economyandsociety.in.ua/journals/9_ukr/187.pdf

Sukach O. M., Zakharchenko O. V., Zadvornykh S. S. & Ksenofontov D. V. (2025). Analytical models of financial risks based on behavioral finance. *Ekonomichnyi visnyk Donbasu*, 3, 54–62.
[https://doi.org/10.12958/1817-3772-2025-3\(81\)-54-62](https://doi.org/10.12958/1817-3772-2025-3(81)-54-62)

Vivchar O. Y. & Kos T. Yu. (2023). Suchasni metody otsiniuvannya finansovoi stiiikosti pidpriemstva [Modern

methods of assessing the financial stability of the enterprise]. *Molodyi vchenyi*, 4, 115–119.
<https://doi.org/10.32839/2304-5809/2023-4-116-23>

Стаття надійшла до редакції / Received: 03.03.2026
Статтю прийнято до публікації / Accepted: 16.03.2026
Оприлюднено / Published: 30.04.2026

УДК 351.86:336.14:355.292(477)
JEL: E42; E43
DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2026-3-454-466>

ЦИФРОВА ТРАНСФОРМАЦІЯ ТА ПРОЗОРИСТЬ ГРОШОВОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ДОБРОВОЛЬЧИХ ФОРМУВАНЬ ТЕРИТОРІАЛЬНИХ ГРОМАД

©2026 ПЕТРУХА С. В., ПЕТРУХА Н. М., ГУДЕНКО Б. О.

УДК 351.86:336.14:355.292(477)
JEL: E42; E43

Петруха С. В., Петруха Н. М., Гуденко Б. О. Цифрова трансформація та прозорість грошового забезпечення добровольчих формувань територіальних громад

У статті обґрунтовано теоретико-методологічні та прикладні засади підвищення прозорості грошового забезпечення добровольчих формувань територіальних громад (ДФТГ) в Україні. Аргументовано, що результативність відповідних виплат визначається не лише обсягом фінансового ресурсу, а насамперед ступенем нормативної визначеності підстав нарахування, фінансування, узгодженістю інформаційних контурів та наявністю контрольованого (верифікованого) цифрового сліду – від бюджетного рішення до фактичного платежу. На основі законодавства України у сфері національного протипу, відкритості використання державних (публічних) коштів, захисту персональних даних і кібербезпеки, а також релевантних наукових праць, запропоновано підхід до формування єдиної модульної платформи обліку виплат ДФТГ. Показано, що така платформа має спиратися на принципи інтегрованості, мінімізації даних, рольового доступу, аудитованості операцій та розмежування публічної й службової аналітики. Розроблено систему індикаторів, що дає змогу оцінювати не лише факт здійснення виплат, а й їх адресність, своєчасність, документальну підтвердженість і контрольованість. Обґрунтовано, що цифровізація в цій сфері повинна розглядатися як інституційний інструмент підвищення підзвітності державних фінансів, а не як автономне технологічне рішення. Вказане було покладено в основу концептуалізації єдиної цифрової платформи обліку грошового забезпечення ДФТГ – «е-ДФТГ».

Ключові слова: цифровізація; ДФТГ; грошове забезпечення; прозорість; адресність; інтегрованість; цифрова простежуваність; кібербезпека; державні (публічні) фінанси; бюджетні кошти; військовий стан; фінансування Збройних Сил України; державний бюджет; місцеві бюджети; єдина цифрова платформа обліку грошового забезпечення ДФТГ – «е-ДФТГ».

Рис.: 1. Табл.: 2. Бібл.: 37.

Петруха Сергій Валерійович – кандидат економічних наук, доцент, професор кафедри транспорту і логістики, Західноукраїнський національний університет (вул. Львівська, 11, Тернопіль, 46009, Україна)

E-mail: psv03051984@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8859-0724>

Researcher ID: <https://www.webofscience.com/wos/author/record/2411435>

Scopus Author ID: <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=57006812300>

Петруха Ніна Миколаївна – кандидат економічних наук, доцент, доцент кафедри менеджменту в будівництві, Київський національний університет будівництва і архітектури (просп. Повітряних Сил, 31, Київ, 03680, Україна)

E-mail: nninna1983@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3805-2215>

Researcher ID: <https://www.webofscience.com/wos/author/record/2411439>

Scopus Author ID: <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=58000960900>

Гуденко Богдан Олександрович – аспірант, Академія фінансового управління (бульв. Миколи Міхновського, 38, Київ, 01014, Україна)

E-mail: bgdngdnc@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2246-7130>

UDC 351.86:336.14:355.292(477)

JEL: E42; E43

Petrukha S. V., Petrukha N. M., Hudenko B. O. The Digital Transformation and Transparency of Financial Support for Military Volunteer Formations of Territorial Communities

The article substantiates the theoretical, methodological, and applied foundations for improving the transparency of financial support for military volunteer formations of territorial communities (MVFTCs) in Ukraine. It is argued that the effectiveness of the corresponding payments is determined not only by the