

Давиденко Н.М.

доктор економічних наук, професор,
декан факультету фінансів та цифрових технологій,
Державний податковий університет

Новицька С. В.

здобувач вищої освіти
другого (магістерського) рівня
Державний податковий університет

МОДЕЛІ ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВИХ РИЗИКІВ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В УМОВАХ ДИДЖИТАЛІЗАЦІЇ ЕКОНОМІКИ

Сучасна економіка переживає інтенсивну диджиталізацію, що кардинально трансформує фінансовий сектор. Зростання обсягів даних (Big Data), швидкості транзакцій та комплексності фінансових інструментів генерує як нові можливості, так і підвищені ризики. У таких умовах традиційні статистичні та економетричні моделі управління ризиками демонструють недостатню гнучкість та точність. На передній план виходить штучний інтелект (ШІ) та його суміжні галузі, зокрема машинне навчання (Machine Learning, ML) і глибоке навчання (Deep Learning, DL), які пропонують інноваційні та високоефективні підходи до прогнозування та мінімізації фінансових загроз [1]. Інтеграція ШІ в ризик-менеджмент стає ключовим чинником підвищення фінансової стійкості підприємств та фінансових інституцій.

Як зазначають Zhihan L. та ін. [2], диджиталізація фінансової сфери (FinTech) призвела до генерації величезного масиву неструктурованих і структурованих даних у режимі реального часу. Цей інформаційний потік охоплює не лише традиційні фінансові звіти, але й дані про поведінкові патерни клієнтів (онлайн-банкінг), соціальні медіа, макроекономічні індикатори, новинні агрегатори та геополітичні події. З іншого боку, перехід до онлайн-банкінгу та автоматизації процесів підвищує рівень кіберризиків та ризику шахрайства.

ШІ є ключовим інструментом для деконструкції Big Data у фінансовому полі, оскільки здатен вилучати складні, нелінійні патерни та аномальні відхилення, які залишаються поза увагою стандартного статистичного аналізу. Це фундаментально переорієнтовує ризик-менеджмент з реактивної функції на прогностичну, критично підвищуючи точність моделювання фінансових тенденцій та ідентифікації потенційних криз.

Застосування ШІ в прогнозуванні фінансових ризиків охоплює низку ключових напрямів, де задіюються специфічні методи машинного та глибокого навчання, а саме:

1. Прогнозування кредитного ризику. Традиційні скорингові моделі здійснюють оцінку кредитоспроможності на основі обмеженого набору історичних даних. Моделі на основі ШІ (наприклад, метод опорних векторів (SVM), логістична регресія та нейронні мережі) використовують значно ширший спектр інформації [3]. Так, банк JPMorgan Chase (JPMC) активно використовує моделі машинного навчання для більш комплексної оцінки кредитоспроможності позичальників. Інтеграція ШІ дозволила фінансовому гіганту на 30% підвищити точність прогнозування ризиків та досягти значного скорочення рівня дефолтів за кредитами, аналізуючи не лише традиційні дані, але й поведінкові патерни в реальному часі [4].

2. Управління ринковим ризиком та прогнозування волатильності. Для прогнозування ринкових умов, цінкових коливань та оптимізації інвестиційних стратегій застосовують моделі глибокого навчання, зокрема рекурентні нейронні мережі (RNN) та моделі довгої короткочасної пам'яті (LSTM). Ці моделі виявляються ефективними для аналізу часових рядів, оскільки здатні акумулювати послідовності даних та

ідентифікувати складні нелінійні взаємозв'язки, що є критично важливим для передбачення ринкових тенденцій [5]. Одним із найвідоміших прикладів інтеграції аналітичних технологій у фінансах є платформа Aladdin, розроблена BlackRock. Система поєднує багатофакторний аналіз, моделювання портфелів і стрес-тестування активів, надаючи клієнтам інструменти проактивного управління ринковим і ліквіднісним ризиком. Aladdin охоплює десятки трильйонів доларів активів, що робить її центром багатьох глобальних інвестиційних стратегій [6, 7].

3. Виявлення шахрайства та операційного ризику. Штучний інтелект (ШІ) відіграє критичну роль у забезпеченні кібербезпеки та протидії фінансовим злочинам. Для ефективної ідентифікації шахрайства використовуються алгоритми неконтрольованого навчання (Unsupervised Learning) та спеціалізовані методи виявлення аномалій. Ці інтелектуальні системи здатні здійснювати блискавичний аналіз мільйонів транзакцій щосекунди. Метою такого аналізу є виявлення нетипових операцій, нехарактерних патернів руху коштів та інших відхилень від норми, які можуть бути індикаторами як цілеспрямованих кібератак, так і внутрішнього шахрайства. Наприклад, платіжна система PayPal застосовує Deep Learning та неконтрольоване навчання для аналізу мільйонів транзакцій щосекунди. Завдяки ШІ-моделям, що постійно навчаються та адаптуються, компанія суттєво підвищила точність виявлення шахрайства (наприклад, у деяких внутрішніх тестах точність моделей було збільшено на 6%) та запобігає багатомільярдним збиткам, ідентифікуючи аномалії в поведінкових сигналах користувачів і адаптуючись до нових схем шахрайства в режимі реального часу [8, 9].

Таким чином, подальший розвиток методології прогнозування фінансових ризиків в умовах глобальної диджиталізації вимагає подолання феномену «чорного ящика». Це зумовлює перехід від високоточних моделей DL, які викликають регуляторні сумніви, до наскрізних гібридних агентних систем (НГАС), які гарантують і прогностичну силу, і прозорість рішень. Ці системи поєднуюватимуть високу прогностичну потужність DL для виявлення складних аномалій з інтерпретованим ШІ (XAI) та поведінковим моделюванням (Agent-Based Modeling), що дозволить не лише точно прогнозувати ризик, але й автоматично надавати обґрунтоване юридично значуще пояснення причинно-наслідкових зв'язків ризикової події, задовольняючи регуляторні вимоги.

Також, вважаємо, що ключова проблема інтеграції ШІ у фінансовий сектор лежить не в технологічній площині, а в нормативно-етичній. Сучасні фінансові установи не можуть дозволити собі прийняття критичних рішень (наприклад, відмова у кредиті чи блокування транзакції) на основі алгоритму, який не може бути аудіюваний та пояснений регулятору або клієнту. Домінування у майбутньому отримають не просто найточніші, а найбільш відповідальні та прозорі ШІ-моделі, що здатні інтегрувати фактор людської логіки та регуляторної вимоги у свій вихідний результат. Фактично, ризик-менеджмент трансформується з завдання прогнозування у завдання комплексної прозорості аргументації ризику.

Отже, цифровізація фінансового сектора виявила обмеженість традиційних економетричних і статистичних моделей у відтворенні багатовимірних ризикових процесів ринку. Майбутнє належить гібридним моделям, які поєднують нелінійну прогностичну силу ШІ з прозорістю та інтерпретованістю класичних методів (XAI). Такий підхід є не лише технологічною інновацією, а й регуляторною вимогою, необхідною для підтримання фінансової стабільності. Роль ризик-менеджера еволюціонує від оператора даних до архітектора алгоритмічних систем, що відповідає за етичність і валідність ШІ-рішень. Водночас кібербезпека перетворюється на ключовий фінансовий ризик, адже компрометація даних і кібератаки загрожують

цілісності фінансової системи. Фінансові установи, які першими інтегрують пояснювані (ХАІ) та проактивні ІІІ-моделі (як у практиці J.P. Morgan Chase і BlackRock), отримують стійку конкурентну перевагу, знижуючи ризики та підвищуючи ефективність управління капіталом.

Перелік посилань:

1. Olagoke, M. (2025) The Role of Predictive Analytics in Enhancing Financial Decision-Making and Risk Management. *Journal of Financial Risk Management*, 14, 47-65. doi: 10.4236/jfrm.2025.141004. URL: <https://www.scirp.org/journal/paperinformation?paperid=140949> (дата звернення 20.09.2025 р.)/
2. Evaluation Standards of Intelligent Technology based on Financial Alternative Data / L. Zhihan et al. // *Journal of Innovation & Knowledge*. – 2022. – Vol. 7, Iss. 4. – URL: <https://www.elsevier.es/en-revista-journal-innovation-knowledge-376-articulo-evaluation-standards-intelligent-technology-based-S2444569X22000658> (дата звернення: 20.09.2025).
3. Use of artificial intelligence for forecasting financial indicators / V. Farion et al. *Economic Analysis*. 2024. No. 34(2). P. 327–337. URL: <https://doi.org/10.35774/econa2024.02.327>. URL: https://www.researchgate.net/publication/384004274_Use_of_artificial_intelligence_for_forecasting_financial_indicators (дата звернення: 23.09.2025).
4. What JPMorgan Learned Spending \$17 Billion on AI : Modernize Agency. URL: <https://www.modernize.io/post/what-jpmorgan-learned-spending-17-billion-on-ai> (дата звернення: 24.09.2025).
5. Павлюченко Д. М. Вплив штучного інтелекту та машинного навчання на банківські послуги. *Академічні візії*. 2024. № 32. URL: <https://academy-vision.org/index.php/av/article/view/1277>
6. BlackRock Aladdin Risk Management Software. URL: <https://www.blackrock.com/aladdin/products/aladdin-risk> (дата звернення: 25.09.2025).
7. Оси́ка С. Г., Куликов К. Б. Платформа Aladdin як базовий інструмент функціонування BlackRock. *Економіка і суспільство*. 2024. (64) С. 102–109. <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2024-64-14>. URL: <https://economyandsociety.in.ua/index.php/journal/article/download/4227/4154/> (дата звернення: 25.09.2025).
8. Harnessing machine learning fraud detection technologies : PayPal. URL: <https://www.paypal.com/us/brc/article/payment-fraud-detection-machine-learning> (дата звернення: 19.10.2025).
H2O Customer Case Study PayPal – H2O.ai. URL: <https://h2o.ai/content/dam/h2o/en/marketing/documents/2018/06/H2O-Customer-Case-Study-PayPal-5302018-FINAL-NEW-2-1.pdf> (дата звернення: 19.10.2025).