
ОСОБЛИВОСТІ ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ АВТОМАТИЗАЦІЇ ФІНАНСОВОГО АНАЛІЗУ

Кучеренко В.В., Сердюк Н. М.

Кафедра Комп'ютерних інтелектуальних технологій
та систем,
Харківський національний університет
радіоелектроніки, Україна

E-mail: vitalii.kucherenko@nure.ua, nataliya.serdyuk@nure.ua

Abstract

The theses consider the concept of using neural networks to automate financial analysis, their principles of operation and the main types of architectures (RNN, LSTM, CNN, CNN–LSTM). The relevance of using neural networks to increase the accuracy of forecasting the financial status of enterprises and analyzing time series on stock markets is substantiated. Examples of implementing models on NASDAQ data, industrial enterprises and banks are also given, and the mechanisms for training and evaluating the effectiveness of models are described. The conclusion answers the question of the practical use of neural networks in financial analysis and emphasizes the advantages of hybrid models and their limitations.

Автоматизація фінансового аналізу є ключовим напрямом розвитку сучасних фінансових технологій. Традиційні статистичні методи часто не враховують складні нелінійні взаємозв'язки між показниками фінансових систем, що обмежує їх точність. Використання нейронних мереж дозволяє моделювати ці нелінійні взаємозв'язки між змінними, що підвищує точність класифікації фінансових станів підприємств на 10–12% [1]. Це відкриває нові можливості для прогнозування фінансових криз та оптимізації інвестиційних стратегій, що стає особливо актуальним у високоволатильних ринкових умовах. Крім того, застосування нейромереж зменшує людський фактор при аналізі великих масивів даних, дозволяючи приймати обґрунтовані рішення на основі об'єктивних результатів. Такі методи сприяють підвищенню надійності фінансового прогнозування та управління ризиками.

Для порівняння ефективності моделей використовувалися набори даних фондового ринку NASDAQ за період 2020–2024 рр., а також дані промислових підприємств і банківські фінансові показники, зокрема прибуток, ліквідність і кредитний портфель [2]. Архітектури нейронних мереж включали рекурентні RNN (Recurrent Neural Network) та LSTM (Long Short Term Memory) для моделювання часових рядів, згорткові нейронні мережі CNN (Convolutional Neural Network) для виділення локальних та структурних патернів у даних, а також гібридні CNN–LSTM для комплексного просторово-часового аналізу [3]. Використання таких архітектур дозволяє аналізувати великі масиви даних у режимі реального часу, що значно підвищує оперативність прийняття управлінських рішень. Додатково це сприяє виявленню прихованих закономірностей, які не видно при традиційному аналізі, і допомагає створювати більш точні прогнози для різних секторів економіки. Сучасні нейромережеві підходи дозволяють адаптувати моделі до змін ринку без значного перенавчання.

LSTM забезпечували стабільність при довготривалих залежностях і зменшували похибку прогнозування на 10–15% порівняно з авторегресійною інтегрованою моделлю ковзного середнього ARIMA, тоді як CNN ефективно виявляли локальні закономірності у графіках цін акцій і криптовалют [2]. Гібридні CNN–LSTM моделі поєднували переваги обох архітектур: CNN вилучали локальні ознаки, а LSTM враховували довготривалі залежності, що дозволяло підвищити точність прогнозів на 12–18% [3]. Такі моделі дозволяють одночасно враховувати як глобальні тенденції ринку, так і локальні аномалії, що робить їх ефективним інструментом для фінансового аналізу та управління ризиками. Крім того, гібридні моделі дають змогу прогнозувати поведінку

нових активів, наприклад криптовалют або стартапів, де історичні дані обмежені. Це підвищує загальну адаптивність аналітичної системи до нестабільного ринкового середовища.

Моделі реалізовувалися з використанням бібліотек TensorFlow, Keras та PyTorch. Метрики оцінки ефективності включали точність класифікації фінансових станів, F1-score, середньоквадратичну помилку (RMSE) та середню абсолютну помилку (MAE). Процес навчання гібридних моделей включав нормалізацію даних, розділення на тренувальні і тестові набори у співвідношенні 80/20, оптимізацію за допомогою стохастичного градієнтного спуску та крос-валідацію для зменшення перенавчання. Такі підходи дозволяють забезпечити стабільність результатів навіть при змінних вхідних даних і зменшують ризик перенавчання. Додатково використання сучасних бібліотек забезпечує гнучкість реалізації та можливість інтеграції моделей у існуючі аналітичні платформи. Це робить процес застосування нейромереж практично доступним для різних фінансових організацій.

LSTM моделі дозволяли ефективно прогнозувати часові ряди валютних курсів та цін акцій, зменшуючи похибку на 10–15%, тоді як CNN моделі підвищували точність прогнозування графіків криптовалют. Гібридна CNN–LSTM модель показала підвищення точності прогнозів на 12–18% порівняно з ARIMA, а F1-score для класифікації фінансових станів підприємств збільшився на 10% [3]. Це підтверджує практичну ефективність нейромережових архітектур у порівнянні з традиційними методами, що робить їх перспективним інструментом для інвесторів і фінансових аналітиків. Додатково, результати показують, що гібридні моделі можуть зменшувати ризик помилкових рішень у критичних фінансових ситуаціях і підвищувати надійність прогнозів для стратегічного планування.

Наукова новизна полягає у кількісному порівнянні ефективності гібридних CNN–LSTM з традиційними статистичними моделями у задачах прогнозування фінансових часових рядів на прикладі NASDAQ 2020–2024 рр. та даних підприємств. Використання гібридних моделей забезпечило підвищення точності прогнозів на 12–18%, зменшення RMSE на 8–10% і покращення F1-score на 10%, що демонструє переваги нейромережових архітектур при роботі з великими і складними даними. Ці результати можуть стати основою для впровадження більш точних систем управління ризиками та підтримки прийняття стратегічних рішень у фінансовому секторі. Крім того, вони підкреслюють перспективність нейромереж як основи для створення автоматизованих платформ аналітики та управління портфелями активів.

Подальші дослідження доцільно спрямувати на розроблення інтерпретованих моделей та оптимізацію обчислювальних витрат при використанні нейронних мереж у фінансовій аналітиці. Нейронні мережі є перспективним напрямом автоматизації фінансового аналізу завдяки здатності до самонавчання, масштабування та адаптації до змін ринку. Вони підвищують точність прогнозів, скорочують час обробки великих обсягів даних і підтримують прийняття обґрунтованих управлінських рішень у банківській та інвестиційній сферах, що робить їх стратегічно важливими для розвитку фінансових систем [1].

Застосування таких технологій дозволяє інтегрувати аналітичні системи з платформами прийняття рішень, що сприяє підвищенню ефективності корпоративного управління та стабільності фінансових інститутів. Додатково, ці рішення можуть слугувати основою для розробки прогнозних систем нового покоління та інструментів управління ризиками на рівні державних і міжнародних фінансових структур.

Література

1. Гречановський А., "Нейромережева модель аналізу фінансових показників компанії (на прикладі «УХЛ-МАШ»)," КНЕУ, Київ, 2023. [Online]. Available: <https://ir.kneu.edu.ua>
2. Боярчук С., Тищенко І., "Моделі прогнозування часових рядів ARIMA та LSTM в економіці та фінансах," 2025. [Online]. Available: <https://science.lpnu.ua>
3. Тарасова Г. І., "Порівняльний аналіз CNN-моделей для прогнозування курсу криптовалют," 2025. [Online]. Available: <https://ela.kpi.ua>