

Розроблення комп'ютерної системи аналізу та прогнозування часових рядів для фінансової сфери

Стан проблеми. Фінансові часові ряди відзначаються високою нелінійністю, нестационарністю та залежністю від зовнішніх подій, що ускладнює побудову стабільних прогнозів. Класичні методи, як ARIMA чи GARCH, недостатньо враховують інформаційний контекст, який визначає ринкову динаміку. У дослідженні Ебікелла Мієньє та ін. «Глибоке навчання у фінансах: Огляд застосувань і методів» (2024) [1] наголошується, що моделі глибинного навчання, особливо архітектури типу Transformer, ефективно поєднують числові дані з текстовими джерелами (новинами, звітами, аналітичними оглядами) що дає змогу враховувати новинний фон і підвищувати точність прогнозування фінансових показників.

Постановка задачі. Розроблення системи аналізу та прогнозування часових рядів для фінансової сфери, що інтегрує ринкові дані з інформаційним контекстом новин. Система реалізована у вигляді комп'ютерного комплексу, який може функціонувати на ПК без використання зовнішніх серверних ресурсів. Завдання полягає у реалізації моделі глибинного навчання, здатної адаптивно реагувати на зміни ринку та зменшувати похибку прогнозу.

Новизна полягає у використанні трансформерної архітектури з інтеграцією моделі аналізу тональності новин у часовий ряд, подібно до підходу Сінглей Ван та ін. описаного у дослідженні «Від новин до прогнозу: інтеграція аналізу подій у прогнозування часових рядів на основі LLM з рефлексією» (2025) [2], який поєднує LLM-агенти для адаптивного відбору подій. Це забезпечує зниження похибки прогнозу до 30 % і підвищує стійкість моделі під час ринкової волатильності.

Розв'язання задачі. Комп'ютерна система прогнозування реалізована як узгоджена гібридна архітектура, що поєднує числові фінансові показники та текстові новинні дані, виконуючи обчислення локально. На етапі підготовки здійснюється очищення та синхронізація даних, після чого виконується аналіз тональності новин і обчислення технічних індикаторів ринку. Отримані ознаки інтегруються в єдиний часовий простір, що дозволяє моделі одночасно враховувати ринкові тренди та інформаційний контекст для підвищення точності прогнозування.

Узагальнений вектор стану формується як

$$x_t = [C_t, V_t, SMA_t, EMA_t, RSI_t, s_t] \quad (1)$$

де C_t – ціна закриття, V_t – обсяг торгів, SMA_t і EMA_t – ковзні середні, RSI_t – індекс відносної сили, s_t – оцінка тональності новин.

Для прогнозування застосовано дві архітектури глибинного навчання. LSTM-модель складається з трьох шарів на 128, 64 і 32 нейрони з активацією tanh та оптимізатором Adam ($\alpha = 0.001$). Вихідний шар містить один нейрон із лінійною активацією для прогнозу ціни закриття $\hat{C}_{t+1}$. Функція втрат визначається як середньоквадратична похибка

$$L = \left(\frac{1}{n}\right) \sum \left(\hat{C}_{t+1} - C_{t+1}\right)^2 \tag{2}$$

Архітектура Transformer реалізує багатоголовий механізм уваги (multi-head attention) із чотирма каналами, що забезпечує оцінку ваги новинних ознак у контексті ринкової динаміки.

Мінімальні апаратні вимоги комп'ютерної системи: процесор рівня Intel Core i5, 8 ГБ ОЗП, дискретний GPU з підтримкою CUDA чи OpenCL. Під час навчання проведено 50 епох із розміром батчу 32. Тестування виконувалося на історичних даних S&P 500 і Apple Inc. Результати оцінки наведено в таблиці 1.

Таблиця 1

Результати точності прогнозування для різних моделей

Модель	Дані	RMSE	MAPE, %	Поліпшення
LSTM	часові ряди	0.036	3.4	—
LSTM + NLP	ряди + новини	0.027	2.5	24 %
Transformer + NLP	ряди + новини	0.025	2.3	29 %

Висновки. Розроблена комп'ютерна система для аналізу та прогнозування часових рядів в фінансовій сфері. Запропонована модель демонструє стабільність при волатильності $\sigma_t > 1.2\sigma$, середню кореляцію $R^2 = 0.91$ та зниження похибки прогнозу на 25–30 % після інтеграції новинного модуля. Отримані результати підтверджують ефективність гібридної моделі, який поєднує часові ряди та текстові джерела.

Література.

1. *Deep learning in finance: a survey of applications and techniques* / E. Mienye et al. *Ai*. 2024. Vol. 5, no. 4. P. 2066–2091. DOI: <https://doi.org/10.3390/ai5040101>.

2. Wang X., Feng M., Qiu J., Gu J., Zhao J. *From news to forecast: integrating event analysis in LLM-based time series forecasting with reflection. Proceedings of the 38th International Conference on Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2024)*. Red Hook, NY: Curran Associates Inc., 2025. 36 p. ISBN 979-8-3313-1438-5. URL: <https://dl.acm.org/doi/10.5555/3737916.3739769> (дата звернення: 18.10.2025).