

УДК 004.7

Кучер В.О., магістрант
Єфремов Ю.М., к.т.н., доцент,
Державний університет «Житомирська політехніка»

ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ АРХІТЕКТУР ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВИХ ЧАСОВИХ РЯДІВ

Глибоке навчання для прогнозування фінансових часових рядів стає пріоритетною технологією сучасної фінансової аналітики, оскільки забезпечує принципово новий рівень точності при моделюванні динаміки цін та побудові інвестиційних стратегій. На відміну від класичних статистичних підходів, таких як ARIMA чи GARCH, які здатні моделювати лише лінійні взаємозв'язки, нейронні мережі глибокого навчання дають змогу знаходити й ефективно використовувати складні нерівномірні та приховані патерни у великих обсягах ринкових даних. Завдяки потужним обчислювальним ресурсам та розвитку математичних основ, архітектури LSTM, GRU та Transformer стали золотим стандартом для фінансового прогнозування – як для короткострокового, так і для середньострокового горизонту аналізу.

Рекурентні моделі, зокрема LSTM та GRU, продемонстрували високу здатність до навчання на довгих часових послідовностях, що дозволяє вловлювати як основні ринкові тренди, так і короткотермінові коливання із збереженням залежностей на віддалених кроках. Модифікації на основі механізмів уваги, які активно використовуються у Transformer та Temporal Fusion Transformer, дають змогу підсилити роль контекстних ознак та враховувати вплив додаткових факторів, що особливо важливо у багатофакторному фінансовому прогнозуванні. Включення механізму уваги дозволяє виділяти найбільш значущі періоди або індикатори, що підвищує точність моделювання та спрощує інтерпретацію результатів навіть при суттєвій волатильності ринку.

У цьому дослідженні для прогнозування цін акцій Apple Inc. (AAPL) за серпень-вересень 2023 року були побудовані та оптимізовані моделі LSTM, GRU та Transformer з урахуванням актуальних гіперпараметрів. Моделі проходили навчання на історичних даних, а якість прогнозів оцінювалася за стандартними метриками MAE, RMSE та коефіцієнтом детермінації R^2 . Було встановлено, що трансформерна архітектура досягла найкращих результатів (MAE = 0.80, RMSE = 0.94, R^2 = 0.88), що вказує на високу здатність цієї мережі правильно інтерпретувати динаміку акцій в умовах підвищеної невизначеності. LSTM показав також достатньо високу точність (MAE = 1.38, RMSE =

1.62, $R^2 = 0.64$), але поступився Transformer при роботі з короткими інтервалами прогнозу, що є типовим для ринків із швидкою зміною трендів. GRU забезпечив базову якість прогнозування ($MAE = 2.27$, $RMSE = 2.54$, $R^2 = 0.12$), що на практиці компенсується меншою складністю та швидкістю роботи з великим обсягом даних. Ансамблева модель, яка об'єднує результати декількох архітектур, у підсумку демонструє якість ($MAE = 1.00$, $RMSE = 1.20$, $R^2 = 0.81$), майже не поступаючись Transformer, що свідчить про ефективність гібридного підходу до розв'язання задач фінансового прогнозування.

Результати аналізу підтверджують, що сучасні методи глибокого навчання, зокрема архітектури з механізмом уваги, забезпечують суттєве зростання точності прогнозування у порівнянні з класичними нейромережами та статистичними моделями. Практична цінність підходу полягає в можливості динамічного вибору архітектури в залежності від горизонту прогнозу, ризиковості фінансового інструменту та наявності багатофакторних впливів, що особливо важливо для автоматизованих систем прийняття інвестиційних рішень. Подальші роботи у цій галузі мають бути спрямовані на вдосконалення інтеграції deep learning із класичними інструментами економічного аналізу, що дозволить підвищити стійкість систем до змін ринкової кон'юнктури та підвищити рівень автоматизації керування портфелями активів.

Список використаних джерел:

1. Zhang, Q., Yang, L., He, H. "Time series forecasting in financial markets using deep learning models: A comparative study." *World Journal of Advanced Engineering and Technology Sciences*, 2025, 13(3), 46–66. <https://doi.org/10.56390/WJAETS.2025.0167>
2. Wang, X., Zhu, Y., & Li, Z. "Enhancing financial time series forecasting with hybrid Deep Learning." *Applied Soft Computing*, 2025, 144, 110554. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2025.110554>
3. Thoque, H. "Decoding Stock Trends: A Comparative Study of GRU, LSTM, and Transformer Models." *Transactions on Engineering and Computing Sciences*, 2025, 13(3), 58–70. <https://doi.org/10.34317/tecs.2025.13.3.58>