

## ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ЧАСОВИХ ФІНАНСОВИХ РЯДІВ

Сумець С. І.

Науковий керівник – доц. Чала Л. Е.

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. ШІ  
м. Харків, Україна

e-mail: [svitlana.sumets@nure.ua](mailto:svitlana.sumets@nure.ua)

This study systematically compares various time series forecasting methods, including classical statistical approaches and modern machine learning algorithms. Evaluation metrics such as RMSE and MAE are employed to assess predictive accuracy. Using real financial data from companies like Apple, Google, and Microsoft, the study evaluates ARIMA, LSTM, and XGBoost models. Results indicate XGBoost as the most accurate method. The findings underscore the importance of selecting appropriate forecasting methods tailored to specific contexts. Further research is encouraged to advance time series forecasting techniques.

Сучасні технології та методи аналізу даних постійно вдосконалюються, що потребує поточного оновлення знань щодо найефективніших методів прогнозування, що й обумовлює актуальність даної теми. Мета даної роботи – здійснення порівняльного аналізу класичних статистичних методів та методів нейромережевого прогнозування часових рядів, а також виявлення їх переваг і недоліків на прикладі даних фінансового ринку.

Для проведення такого аналізу були розглянуті як класичні статистичні методи, так і сучасні алгоритми машинного навчання. До методів, які базуються на статистичних моделях, можна віднести, зокрема, методи авторегресії (AR), ковзного середнього (MA), а також їхні комбінації у вигляді ARMA та ARIMA моделей. Ці методи відомі своєю простотою та інтерпретованістю, але часто можуть бути неефективними у випадках складних та нестационарних часових рядів. До сучасних методів прогнозування належать алгоритми машинного навчання, такі як нейронні мережі, методи глибокого навчання (наприклад, LSTM, GRU), а також ансамблеві методи, які використовують декілька з зазначених моделей разом для отримання більш точних прогнозів [1, 2]. Ці методи зазвичай демонструють високу прогностичну точність та здатні адаптуватися до складних патернів у часових рядах. Для забезпечення ефективного порівняння різних методів прогнозування використовують стандартні метрики оцінки прогностичної точності, такі як середньоквадратичне відхилення (RMSE), середнє абсолютне відхилення (MAE), а також коефіцієнт детермінації (R-squared).

У доповіді розглянуто результати практичного експерименту, який проводився на реальних фінансових даних. Для цього були використані історичні дані цін акцій компаній Apple, Google і Microsoft за період останніх п'яти років. Дані були розділені на навчальний та тестовий набори. Навчальний набір включав ціни акцій з 2019 по 2022 рік, тоді як тестовий набір містив дані за 2023 рік. Ці дані були використані для тренування та тестування трьох методів прогнозування: ARIMA, LSTM та XGBoost. Під час експерименту були налаштовані параметри кожної моделі для досягнення максимальної прогностичної точності.

Варто зазначити, що відповідність різних методів може варіюватися залежно від характеристик даних та контексту застосування. Однак, на основі проведеного аналізу можна визначити загальні тенденції. ARIMA, як класичний статистичний метод, показав найнижчі показники точності серед усіх випробуваних методів. Його RMSE склав 12.5, а MAE – 9.8, що свідчить про відносно високий рівень помилок у прогнозуванні.

LSTM, з іншого боку, як метод глибокого навчання, продемонстрував кращі результати порівняно з ARIMA. Його RMSE становить 10.3, а MAE – 8.2, що є покращенням, але все ще залишає помітні помилки.

Найкращі результати були отримані з використанням методу XGBoost. Його RMSE склав лише 9.7, а MAE – 7.5, що свідчить про найбільшу точність прогнозування серед усіх випробуваних методів.

Таким чином, проведений аналіз свідчить про те, що метод XGBoost є найефективнішим для прогнозування цін акцій на основі даних, які були використані. Ці результати мають значення для трейдерів, інвесторів та фінансових аналітиків, які потребують ефективних методів для прогнозування цін акцій та прийняття обґрунтованих фінансових рішень. Однак, враховуючи специфіку завдання та вимоги точності, варто обирати метод, який найбільше відповідає конкретному контексту застосування.

Отже, з урахуванням результатів аналізу можна зробити висновок щодо вибору ефективних методів прогнозування часових рядів у конкретних ситуаціях. Для прогнозування часових рядів з складними та нестационарними патернами, такі як ціни акцій, сучасні методи машинного навчання, зокрема XGBoost, демонструють найвищу точність. Такі методи можуть бути особливо корисними в областях, де важлива точність прогнозування та адаптація до змінних умов ринку.

Список використаних джерел:

1. Moghar, A.; Hamiche, M. Stock market prediction using LSTM recurrent neural network. *Procedia Comput. Sci.* 2020, 170, 1168–1173.
2. Кіріченко Л.О., Чала Л.Е. Комплексний підхід до дослідження фрактальних часових рядів. *International Journal «Informational Technology and Knowledge»* Vol. 8. №1. P. 22-28.