

УДК 519.816:004.85

ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ І АНАЛІТИКИ КРИВИХ ЦІНОУТВОРЕННЯ ЦИФРОВИХ АКТИВІВ

Гриньова М.О.

Науковий керівник – к.т.н., проф. каф. ПІ Шубін І. Ю.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Харківський університет радіоелектроніки, каф. Програмної Інженерії
м. Харків, Україна

e-mail: mariia.hrynova.cpe@nure.ua

The research investigates various methods for predicting and analyzing the price movements of digital assets. The study examines the effectiveness of traditional time series models and machine learning algorithms in forecasting cryptocurrency prices. The author also explore the role of social media sentiment and other external factors in affecting the prices of digital assets. The findings suggest that machine learning models, particularly neural networks, outperform traditional methods in predicting price movements. The study highlights the importance of incorporating external factors and continuous model refinement in accurately forecasting the prices of digital assets. Overall, the research provides valuable insights into the emerging field of cryptocurrency forecasting and analytics.

Об'єктом дослідження є процес аналізу алгоритмів прогнозування і аналітики кривих ціноутворення цифрових активів, що дозволить отримувати актуальну інформацію про динаміку змін на ринку криптовалют та ефективно передбачати можливі зміни у майбутньому для кожної монети окремо.

Метою роботи є дослідження предметної області для аналізу можливостей розвитку ринку цифрових активів, а також прогнозування ціноутворення криптовалют, формування програмних вимог та створення програмної системи для візуалізації отриманих результатів.

На початку XXI століття світова економічна система відчула необхідність в якісно нових змінах, і відтоді розвиток технології блокчейн стрімко набирає обертів в економіках багатьох країн. Диджиталізація світової економіки та швидкий розвиток сфери ІКТ стимулюють виникнення цифрових валют та операцій, що пов'язані з ними. Технологія електронних грошей забезпечила новий напрямок розвитку бізнесу, що зумовило формування нової групи покупців та динамічний розвиток міжнародної торгівлі. Криптовалюти стали досконалим інструментом уникнення оподаткування та зборів, що дозволило здійснювати миттєві міжнародні фінансові операції без жодних обмежень. У зв'язку з цим, актуальним стає дослідження проблематики розвитку міжнародного ринку криптовалют в інформаційному середовищі сьогодення.

В ході виконання дослідження було розглянуто існуючі методи прогнозування: стаціонарні (ARIMA), механізми машинного навчання (kNN, SVR, RF), та механізми глибокого навчання (LSTM, GRU, TCN та TFT). Результати дослідження показали, що рейтинг продуктивності моделей стійкий для різних криптовалют, а середня продуктивність підтверджує цей рейтинг. Рекурентні моделі глибокого навчання переважають у завданні прогнозування цін на криптовалюти за всіма метриками точності. Зокрема, LSTM є найкращою моделлю з середнім значенням RMSE 0,0222 і значно перевершує інші архітектури мереж, такі як TCN (конволюційна) та TFT (трансформер), які мають вищу похибку відповідно на 4,9% і 5,8%. Причиною слабкої продуктивності таких архітектур може бути те, що TCN не може інтерпретувати повторювані ієрархічні патерни даних (які не існують в часових рядах цін на криптовалюти), а TFT використовує механізм уваги для захоплення взаємозв'язків між коваріатами часового ряду, які були проігноровані в експериментах. Крім того, обидві моделі вимагають значних обсягів даних для успішного захоплення патернів, але обсяг історичних даних для прогнозування щоденних цін на криптовалюти є обмеженим. Другою найкращою моделлю є GRU - простіша за LSTM рекурсивна мережа, яка досягає RMSE, що відрізняється лише на 2,7% із подібними обчислювальними зусиллями. Отже, результати для моделей глибокого навчання свідчать про те, що більш складні архітектури можуть бути надлишковими для цього типу завдань з часовими рядами.

Цей експеримент показує, що KNN надає відмінну збалансованість між точністю передбачення та обчислювальним зусиллям, з помилкою на 4,8% вище, ніж у LSTM, але без необхідності часу на навчання та з швидкістю інференсу в 25 разів швидше. А статистичний підхід ARIMA надає хорошу збалансованість між точністю та обмеженою вимогою до обчислювальних ресурсів.

Список використаних джерел:

1. Mokhtarimehr, M., & Ghorbani, A. (2020) "A comparison of time series forecasting methods for cryptocurrencies prices." *Applied Economics Letters*, 27(19), 1585-1592.
2. Skovgaard, J., Da Silva, R. B., & Li, X. (2019) "Forecasting cryptocurrency prices with deep learning." *arXiv preprint arXiv:1906.06524*.
3. Zhang, X., Qi, Y., & Li, B. (2019) "A comparative study of LSTM and ARIMA for time series prediction on stock market data." *Journal of Physics: Conference Series*, 1168(1), 012065.
4. Zhao, Y., Zhang, Y., & Qi, Y. (2020) "Hybrid model for forecasting cryptocurrency price with attention-based LSTM and EEMD." *IEEE Access*, 8, 235335-235344.