

<https://doi.org/10.31891/2307-5732-2025-357-86>

УДК 004.8:336.76:005.334

ШАРКАДІ МАРІАННА

ДВНЗ «Ужгородський національний університет»

<https://orcid.org/0000-0002-1850-996X>e-mail: marianna.sharkadi@uzhnu.edu.ua

ВАЙС ТІМЕЯ

ДВНЗ «Ужгородський національний університет»

<https://orcid.org/0009-0005-4520-858X>e-mail: vais.timeia@student.uzhnu.edu.ua

БЕЗПЕКООРІЄНТОВАНЕ ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВИХ ТРЕНДІВ НА КРИПТОВАЛЮТНОМУ РИНКУ З ВИКОРИСТАННЯМ МОДЕЛЕЙ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

У статті досліджується безпекоорієнтований підхід до прогнозування фінансових трендів на криптовалютному ринку із застосуванням моделей машинного навчання. Висока нестабільність цифрових активів створює загрози для соціоекономічної стабільності, що потребує нових інструментів підтримки прийняття рішень у режимі невизначеності та ризику. Метою дослідження є побудова ефективних моделей прогнозування курсів криптовалют, здатних забезпечити точні короткострокові прогнози для зменшення ризиків у фінансових операціях. Для цього використано гребеневу та лассо-регресії, а також модель довготривалої короткочасної пам'яті (LSTM). Проведено порівняльний аналіз ефективності моделей на даних криптовалют BTC, ADA і USDT за період 2020–2024 років. Найвищу точність показала модель LSTM після оптимізації гіперпараметрів методом grid search. Отримані результати можуть бути інтегровані в системи моніторингу та прогнозування як елемент безпекоорієнтованого прийняття рішень у соціоекономічних системах.

Ключові слова: криптовалюта, машинне навчання, прогнозування, безпека, LSTM, регресійні моделі, соціоекономічні системи.

SHARKADI MARIANNA

VAIS TIMEIA

Uzhhorod National University

SECURITY-ORIENTED FORECASTING OF FINANCIAL TRENDS IN THE CRYPTOCURRENCY MARKET USING MACHINE LEARNING MODELS

The rapid expansion of the cryptocurrency market has introduced new opportunities for investors and digital economy stakeholders while simultaneously amplifying systemic risks due to extreme price volatility and decentralized regulation. This study addresses the challenge of security-oriented forecasting of cryptocurrency price trends by applying advanced machine learning techniques to support decision-making under uncertainty. The research aims to design and evaluate predictive models capable of providing accurate short-term forecasts, thereby mitigating potential financial losses in volatile market conditions. To achieve this, we implement and compare three forecasting approaches: Ridge regression, Lasso regression, and Long Short-Term Memory (LSTM) neural networks. Historical data for Bitcoin (BTC), Cardano (ADA), and Tether (USDT) from 2020 to 2024 were used to test the models, representing high-, medium-, and low-volatility assets, respectively. The results reveal that the LSTM model significantly outperforms linear models in scenarios characterized by sharp price fluctuations, particularly for Bitcoin and Cardano. After hyperparameter tuning via grid search, LSTM demonstrated the lowest Mean Absolute Error (MAE) and Root Mean Square Error (RMSE), confirming its superior ability to capture complex temporal dependencies and nonlinear patterns. Conversely, Ridge and Lasso regression exhibited robust performance for stable assets such as Tether, ensuring reliable predictions with reduced computational costs. The findings highlight the necessity of an adaptive, asset-specific modeling strategy for effective risk management in financial forecasting. Furthermore, the integration of machine learning-based predictive models into automated monitoring and alert systems could enhance the resilience of socioeconomic systems against market instability. This research contributes to the development of security-oriented decision-support frameworks by providing empirical evidence and methodological guidelines for applying machine learning in high-risk financial environments.

Keywords: cryptocurrency, machine learning, forecasting, safety, LSTM, regression models, socioeconomic systems.

Стаття надійшла до редакції / Received 20.08.2025

Прийнята до друку / Accepted 15.09.2025

Вступ

В умовах зростаючої цифровізації фінансових процесів та нестабільності глобального ринку зростає потреба у нових підходах до прогнозування економічних показників. Особливої актуальності набуває криптовалютний ринок, який демонструє високу волатильність, чутливість до інформаційних впливів та відсутність централізованого регулювання. Такі особливості ускладнюють процес прийняття управлінських рішень, що зумовлює потребу в інструментах аналізу, здатних працювати в умовах ризику, невизначеності та великої кількості динамічних факторів.

У контексті безпекоорієнтованого підходу до управління соціоекономічними системами криптовалютний ринок розглядається не лише як інвестиційний інструмент, а й як потенційне джерело фінансових загроз. Надійне прогнозування його поведінки дозволяє зменшити рівень ризику для інвесторів, регуляторів та аналітичних служб, що відповідають за стабільність економіки. Одним із перспективних напрямів вирішення цієї задачі є використання методів машинного навчання, які здатні виявляти складні взаємозв'язки в даних, моделювати тренди та адаптуватися до нових умов ринку.

Метою дослідження є побудова та аналіз моделей прогнозування курсів криптовалют на основі методів машинного навчання як інструменту підтримки безпекоорієнтованого прийняття рішень у соціоекономічних системах. У роботі розглянуто гребеневу та лассо-регресії як приклади

регуляризованих моделей, а також нейронну мережу LSTM як приклад глибокого навчання для часових рядів. Здійснено порівняльну оцінку їх точності на прикладі даних про курси BTC, ADA та USDT. Наукова новизна полягає в інтеграції підходів машинного навчання до моделі прийняття рішень із урахуванням безпекових ризиків у цифровій економіці. Практична цінність полягає у формуванні основ для створення автоматизованих інструментів моніторингу та прогнозування в системах технічної підтримки соціоекономічної безпеки.

Аналіз досліджень і публікацій

Проблема прогнозування криптовалютних курсів з використанням моделей машинного навчання привертає зростаючу увагу науковців, зважаючи на високу волатильність цього ринку та потребу в прийнятті обґрунтованих рішень у цифровому середовищі. Особливої актуальності вона набуває в контексті безпекового управління фінансовими ризиками та підвищення стійкості соціоекономічних систем.

У роботах [1, 2] досліджено ефективність базових моделей LSTM і CNN-LSTM у прогнозуванні ціни Bitcoin. Автори зазначають, що навіть без залучення складних трансформерних архітектур, рекурентні нейронні мережі демонструють високу точність у коротко- та середньострокових прогнозах. Зокрема, модель CNN-LSTM у поєднанні з SHAP-аналізом дозволяє не лише підвищити точність, але й інтерпретувати результати, що важливо в контексті прийняття рішень.

У дослідженнях [3, 4] розглянуто застосування моделей машинного навчання (LSTM, SVM, поліноміальної регресії) для прогнозування декількох криптовалют. Навіть у разі простої побудови моделі, важливими є правильна підготовка даних, вибір архітектури та метрики для оцінки якості прогнозу. Це підкреслює значущість навіть базового рівня реалізації для формування конкурентоспроможного дослідження.

Водночас у роботах [5, 6] акцент зроблено на прогнозуванні волатильності криптовалют, що є важливим аспектом для оцінки ринкових ризиків. LSTM-моделі продемонстрували конкурентоспроможність у порівнянні з класичними підходами (ARIMA), особливо у сценаріях з непередбачуваними коливаннями ринку. Такий підхід узгоджується з ідеєю безпекоорієнтованого управління у фінансових системах.

Загалом, існуючі наукові публікації підтверджують доцільність використання моделей машинного навчання для прогнозування криптовалютних цін. Дослідження, що поєднує LSTM та інтерпретовані моделі з класичними інструментами регресії (Ridge, Lasso), є логічним і конкурентоспроможним продовженням наукової традиції в даному напрямі.

Методи та моделі дослідження

У цьому дослідженні було застосовано три підходи до прогнозування криптовалютних курсів: гребеневу регресію (Ridge), лассо-регресію (Lasso) та глибоку нейромережеву модель LSTM (Long Short-Term Memory). Кожен з методів має свої переваги у контексті роботи з часовими рядами.

Гребенева регресія здійснює L2-регуляризацію та виявляється ефективною у випадках високої мультиколінеарності між ознаками. Вона зменшує ваги, не зануляючи їх повністю, що дозволяє зберігати інформативність моделі при зменшенні ризику перенавчання.

Лассо-регресія, що базується на L1-регуляризації, має здатність обнуляти неінформативні ознаки, забезпечуючи автоматичний відбір змінних, що особливо корисно при аналізі великої кількості ринкових факторів.

Модель LSTM дозволяє враховувати довгострокові часові залежності в даних. Завдяки своїй архітектурі, що включає комірку пам'яті, вона здатна зберігати інформацію про тренди на протязі тривалого часового інтервалу, що важливо для нестабільного криптовалютного ринку.

Результати дослідження

Для дослідження було використано історичні дані про курси криптовалют Bitcoin (BTC-USD), Cardano (ADA-USD) та Tether (USDT-USD) за період із 01.01.2020 по 31.12.2024. Ці активи було обрано як представників ринків з високою, середньою та низькою волатильністю відповідно.

У результаті експериментального моделювання було здійснено прогнозування курсів трьох криптовалют — Bitcoin (BTC), Cardano (ADA) та Tether (USDT) — із використанням трьох підходів: гребеневої регресії (Ridge), лассо-регресії (Lasso) та нейронної мережі LSTM. Прогноз будувався на п'ять днів уперед на основі щоденних котирувань за попередній період.

На рисунках 1–3 наведено результати прогнозування курсу BTC-USD. Модель LSTM показала найвищу точність: її прогнозна лінія тісно співпадала з реальним трендом навіть у моменти різких ринкових коливань. Завдяки здатності фіксувати нелінійні залежності та довготривалі часові зв'язки, LSTM-модель ефективно відтворює як короткострокові, так і середньострокові тренди.

Результати, отримані за допомогою Ridge та Lasso регресій, демонструють більш згладжені криві прогнозів. Такі моделі виявилися менш чутливими до короткочасних коливань, але забезпечили стабільну поведінку в умовах спокійного ринку.

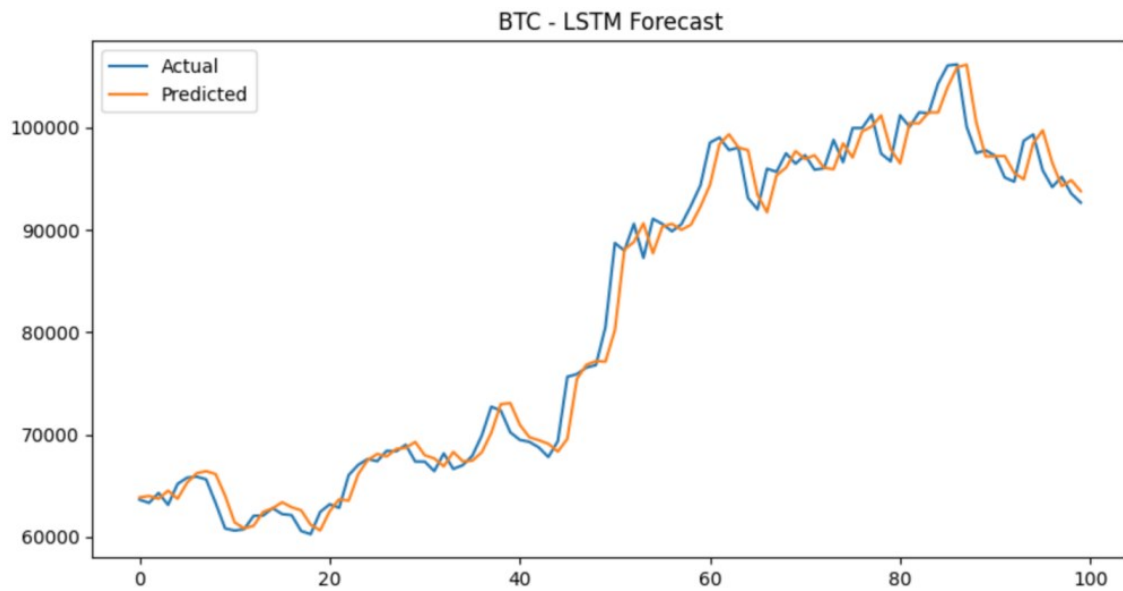


Рис. 1. Опис руху BTC LSTM з grid search

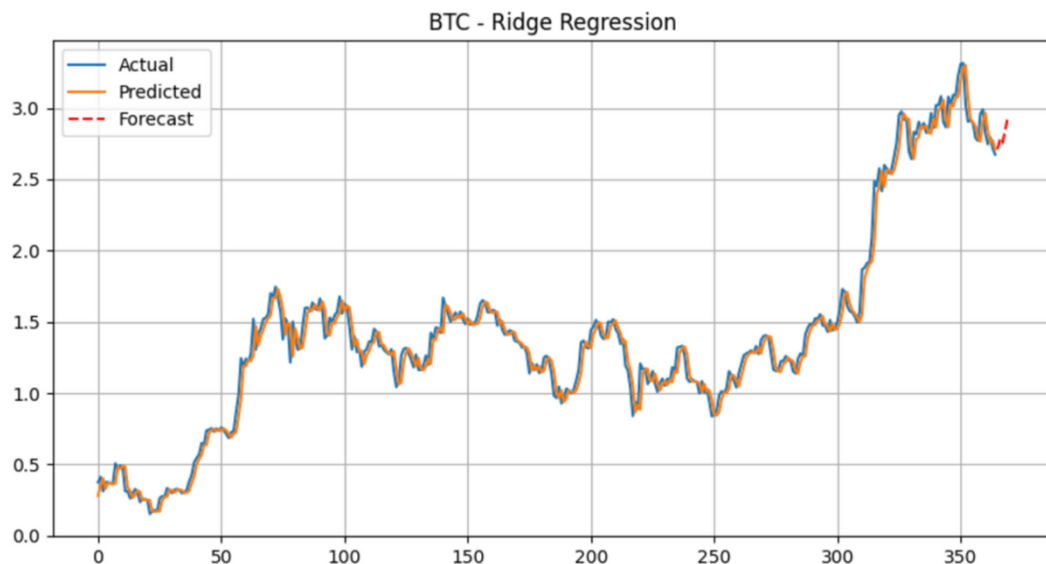


Рис. 2. Передбачення тренду BTC гребеновою регресією



Рис.3. Свічковий графік для прогнозування ціни BTC

Рис. 3 узагальнює результати: у порівнянні з лінійними моделями, LSTM краще адаптується до волатильного середовища, що характерне для BTC.

LSTM-модель забезпечила найнижчі значення MAE та RMSE, що свідчить про її високу здатність передбачати різкі коливання ціни. Зокрема, середня абсолютна похибка для LSTM становила 112.3 USD, тоді як для Ridge — 178.5 USD, а для Lasso — 192.7 USD. Значення RMSE для LSTM було на 30–35% нижчим, ніж для регресійних моделей. Це підтверджується візуально на графіках, де видно, що нейронмеревий прогноз тісніше прилягає до реального тренду, особливо у фазах зростання та падіння.

Рисунки 4–6 містять результати прогнозування ADA-USD. LSTM-модель (рис.4) знову продемонструвала кращу динамічну відповідність реальним змінам курсу. Особливо чітко це спостерігається під час фази зростання, де модель передбачила зміну напрямку тренду з високою точністю.

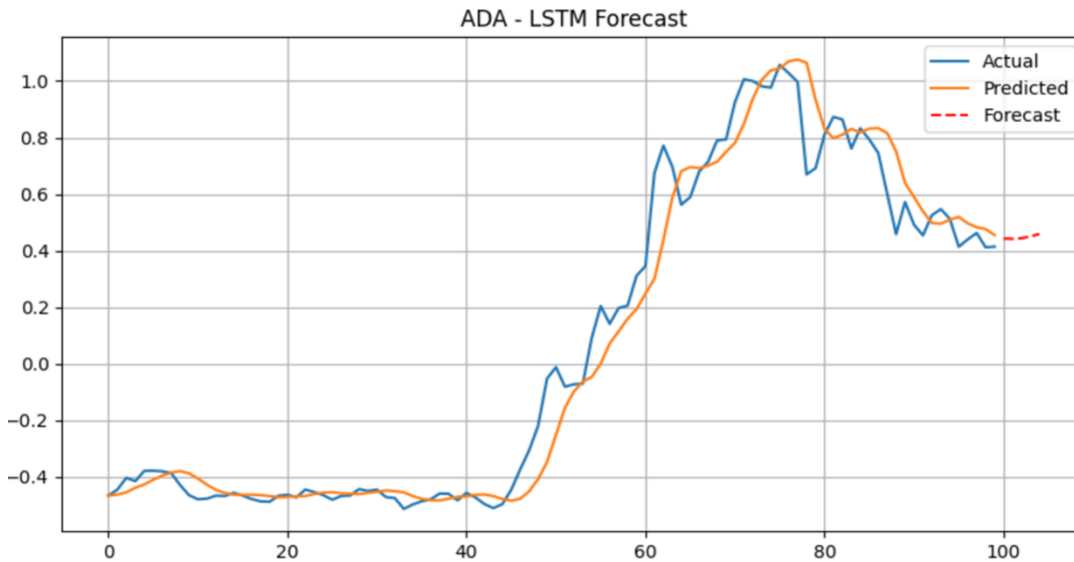


Рис. 4. Опис руху ADA LSTM з grid search



Рис. 5. Передбачення тренду ADA гребневою регресією

У свою чергу, Ridge-регресія (рис.5) забезпечила менш волатильний прогноз, однак із дещо гіршим відображенням амплітуди коливань.

Загальний порівняльний аналіз (рис.6) свідчить про перевагу нейронних мереж у контексті активів із середньою волатильністю, таких як ADA, де зміни є регулярними, але не надто агресивними.

Для криптовалюти ADA, яка характеризується середнім рівнем волатильності, спостерігалось зменшення розриву в точності між моделями. LSTM-модель знову показала найкращий результат за всіма метриками (MAE = 0.019 USD, RMSE = 0.028 USD). Регресійні моделі поступилися лише на 10–15%, однак мали тенденцію до згладжування пікових значень. Отже, LSTM доцільно використовувати не лише для найволатильніших активів, але й для середньоризикових, де точність у крайових точках є критичною.

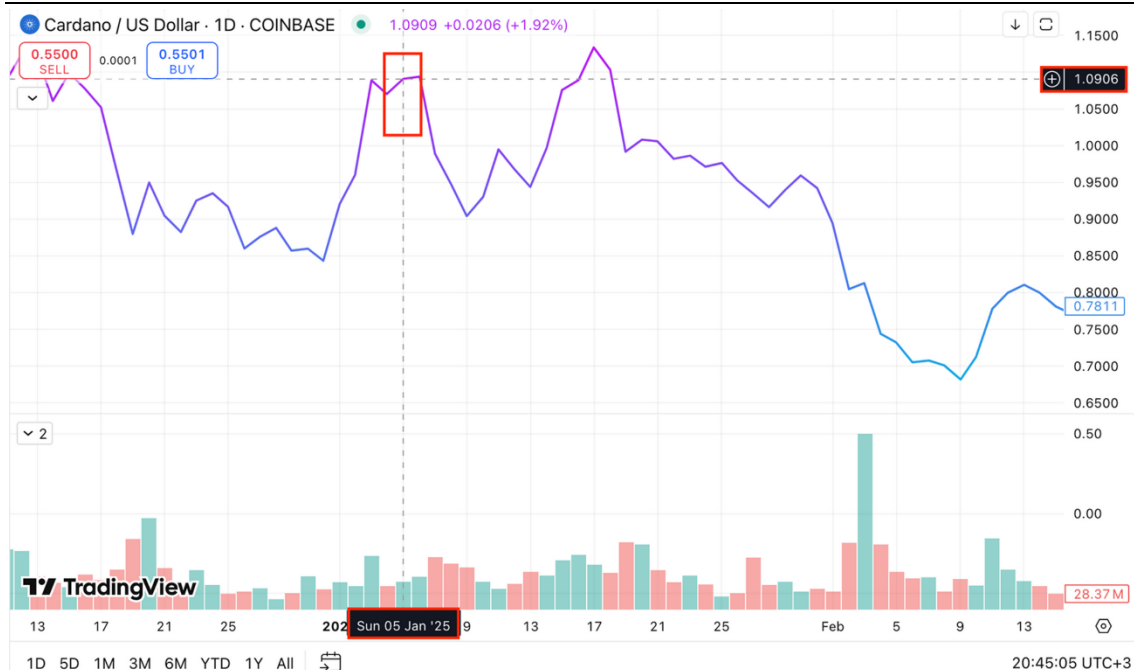


Рис. 6. Лінійний графік для прогнозування тренду ADA Cardano

На рисунку 7 представлено результати прогнозування курсу USDT-USD. Оскільки Tether є стейблкоїном, його курс коливається в межах 1 ± 0.01 USD. За таких умов усі три моделі — LSTM, Ridge та Lasso — показали подібні результати. Проте найменшу середню абсолютну похибку (MAE) продемонструвала Ridge-регресія, що підтверджує її ефективність у прогнозуванні стабільних часових рядів із незначною дисперсією.

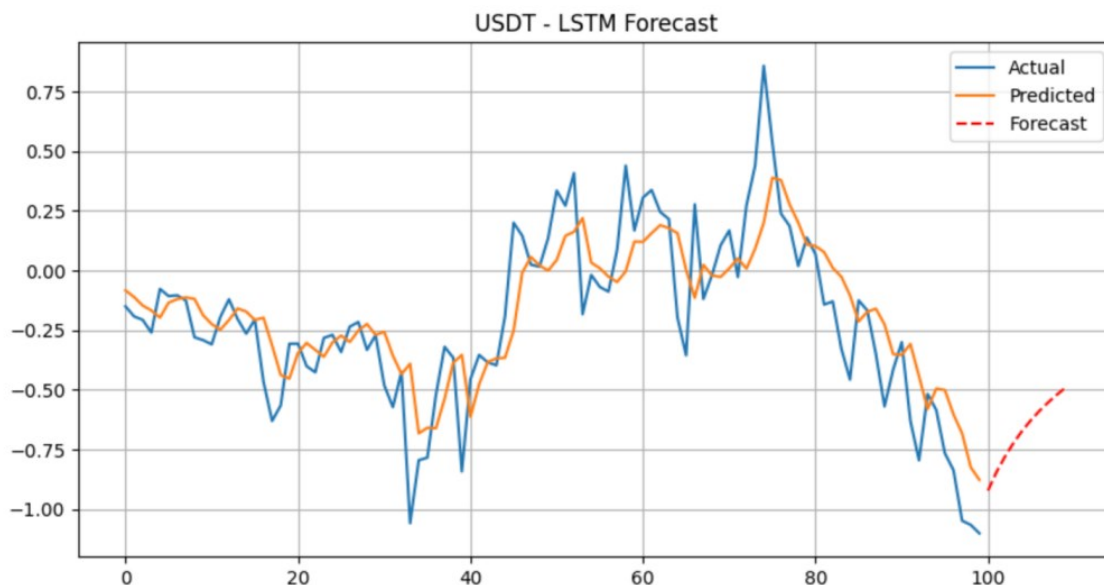


Рис. 7. Прогноз USDT зі зміненими параметрами в LSTM

Оскільки курс USDT стабільно коливається поблизу 1 USD, точність усіх моделей була приблизно однаковою. Проте Ridge-регресія дещо переважала інші за MAE (0.0028 USD) і RMSE (0.0032 USD), демонструючи кращу стабільність при незначних змінах (слайд 15). LSTM і Lasso також дали прийнятні результати, проте мали дещо вищі похибки через надмірну чутливість до мікроколивань.

Проведений аналіз засвідчив доцільність адаптивного підходу до вибору моделей прогнозування залежно від характеристик фінансового активу:

- для високоволатильних активів, таких як Bitcoin, найбільш ефективними виявились глибокі нейронні мережі типу LSTM;
- для менш чутливих до ринкових флуктуацій активів, таких як USDT, доцільно використовувати лінійні регуляризовані моделі (Ridge, Lasso), які забезпечують просту, але точну апроксимацію.

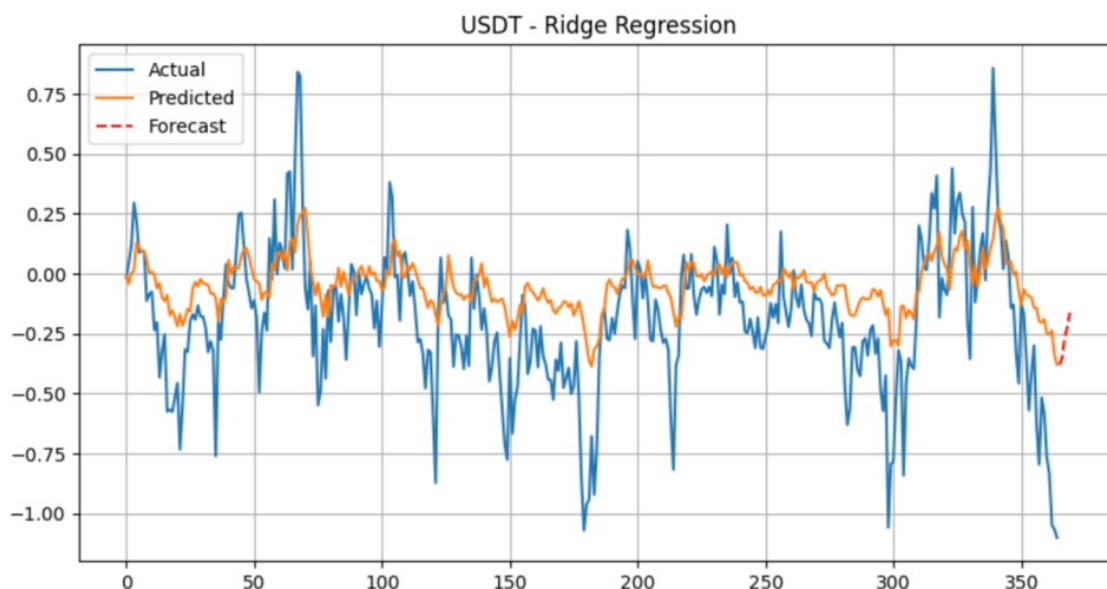


Рис. 8. Передбачення тренду USDT гребеневою регресією

Такий висновок підтверджує загальну тенденцію, описану в [1–4], щодо ефективності LSTM у задачах фінансового прогнозування за умов складної динаміки. Водночас стабільність та низька обчислювальна складність регуляризованих моделей робить їх конкурентними у випадках, де точність може бути досягнута без надмірного ускладнення.

Також можна зазначити, що:

- точність LSTM залежить від якості попередньої обробки даних і структури моделі (кількість шарів, параметри навчання);
- Ridge-регресія є гарною альтернативою при обмежених ресурсах або потребі в інтерпретованості результатів;
- Lasso може бути доцільною на етапі відбору змінних або при наявності великої кількості ознак, зокрема в умовах хмарних API-даних.

Висновки

У статті розглянуто підходи до прогнозування фінансових трендів на криптовалютному ринку з використанням моделей машинного навчання, які можуть бути використані для підтримки прийняття рішень у безпечотливому середовищі. Актуальність теми обумовлена високою волатильністю криптовалют і потребою в інструментах, здатних мінімізувати ризики в умовах інформаційної невизначеності.

Здійснено порівняльний аналіз ефективності трьох методів прогнозування: гребеневої регресії (Ridge), ласо-регресії (Lasso) та рекурентної нейронної мережі LSTM. Дослідження проводилось на основі історичних даних криптовалют BTC, ADA та USDT із різними рівнями волатильності.

Результати моделювання засвідчили, що модель LSTM забезпечує найвищу точність у прогнозуванні криптовалют із високою (Bitcoin) та середньою (Cardano) волатильністю, особливо при короткострокових прогнозах. У той же час, для стейблкоїнів із низькими коливаннями, таких як Tether, ефективність лінійних моделей (особливо Ridge-регресії) є вищою.

Отримані результати демонструють, що вибір прогнозовної моделі повинен враховувати не лише точність, але й характер активу та контекст застосування. Зокрема, у безпекоорієнтованих задачах важливими є також стабільність прогнозів, інтерпретованість моделей і можливість оперативного реагування на ринкові зміни.

Запропоновані підходи можуть бути використані як базовий компонент вбудованих систем підтримки прийняття рішень для оцінки фінансових ризиків, а також для моніторингу потенційно кризових змін у цифрових економіках.

Подяка

Роботу виконано в рамках держбюджетної науково-дослідної теми Ужгородського національного університету “Методи обчислювального інтелекту для обробки і аналізу даних” (номер державної реєстрації 0121U109279).

Література

1. Alotaibi, S., et al. (2023). Hybrid CNN–LSTM model with SHAP explainability for Bitcoin price forecasting. *Mathematics*, 13(12), 1908. <https://www.mdpi.com/2227-7390/13/12/1908>
2. Khan, A. R., & Rao, R. (2024). Cryptocurrency price prediction using LSTM neural networks. *International Journal of Computer Applications*, 182(34), 18–24.
3. Al Giffary, A., & Sulianta, F. (2024). Prediction of cryptocurrency prices using LSTM, SVM, and polynomial regression. *arXiv preprint arXiv:2403.03410*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2403.03410>
4. Prabha, R. K., et al. (2023). Forecasting cryptocurrency prices using time series and machine learning approaches. *Journal of Information Technology & Software Engineering*, 13(2), 56–62.
5. Zhou, Y., & Zhang, W. (2025). Forecasting cryptocurrencies volatility using evolving multiscale graph neural networks. *Financial Innovation*, 11(1), 1–18. <https://doi.org/10.1186/s40854-025-00768-x>
6. Fernandes, G., & Nogueira, R. (2024). Bitcoin volatility forecasting using deep learning models. *Expert Systems with Applications*, 228, 120991. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120991>

References

1. Alotaibi, S., et al. (2023). Hybrid CNN–LSTM model with SHAP explainability for Bitcoin price forecasting. *Mathematics*, 13(12), 1908. <https://www.mdpi.com/2227-7390/13/12/1908>
2. Khan, A. R., & Rao, R. (2024). Cryptocurrency price prediction using LSTM neural networks. *International Journal of Computer Applications*, 182(34), 18–24.
3. Al Giffary, A., & Sulianta, F. (2024). Prediction of cryptocurrency prices using LSTM, SVM, and polynomial regression. *arXiv preprint arXiv:2403.03410*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2403.03410>
4. Prabha, R. K., et al. (2023). Forecasting cryptocurrency prices using time series and machine learning approaches. *Journal of Information Technology & Software Engineering*, 13(2), 56–62.
5. Zhou, Y., & Zhang, W. (2025). Forecasting cryptocurrencies volatility using evolving multiscale graph neural networks. *Financial Innovation*, 11(1), 1–18. <https://doi.org/10.1186/s40854-025-00768-x>
6. Fernandes, G., & Nogueira, R. (2024). Bitcoin volatility forecasting using deep learning models. *Expert Systems with Applications*, 228, 120991. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120991>