

УДК 004.89, 681.3

РОЗРОБКА ВЕБ-ДОДАТКУ ДЛЯ МОНІТОРИНГУ ТА ПЕРЕДБАЧЕННЯ ЦІН КРИПТОВАЛЮТ З ВИКОРИСТАННЯМ РЕКУРЕНТНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Клименко Єгор

Науковий керівник: доцент кафедри інформатики та інформаційних технологій, доктор технічних наук Жебка В.В.

*Центральноукраїнський державний університет імені Володимира Винниченка,
м. Кропивницький, Україна*

У статті представлено результати розробки веб-додатку для моніторингу та передбачення майбутньої ціни криптовалюти з використанням рекурентних нейронних мереж, що дасть можливість відстежувати ціни криптовалют у реальному часі або за певний період на основі API, зручно систематизуючи дані для перегляду їх у вигляді графіку та здійснити прогноз щодо ймовірної майбутньої ціни криптоактиву з використанням машинного навчання на основі деяких метрик.

Ключові слова: *криптовалюта, машинне навчання, нейронна мережа.*

Developing a web application for monitoring and predicting cryptocurrency prices using recurrent neural networks

E. Klymenko

Scientific supervisor: Associate Professor of the Department of Informatics and Information Technologies, Doctor of Technical Sciences Zhebka V.V.

*The Volodymyr Vynnychenko Central Ukrainian State University,
Kropyvnytsky, Ukraine*

The article presents the results of the development of a web application for monitoring and predicting the future price of cryptocurrencies using recurrent neural networks, which will make it possible to monitor the prices of cryptocurrencies in real time or for a certain period based on an API, conveniently systematizing the data for viewing them in the form of a graph and making a forecast on the likely future price of a crypto-asset using machine learning based on some metrics.

Key words: *cryptocurrency, machine learning, neural network.*

Постановка проблеми. Популярність віртуальних валют зростає з кожним днем. Розвиток цифрових технологій, блокчейн-технології та

фінансових ринків сприяє зростанню інтересу до криптовалютного ринку. Проте такі інвестиції не завжди приносять прибуток. Адже будь-яке вкладання – це завжди певний ризик втратити усі кошти, якщо куплений актив знеціниться. Рішення людей досить часто ґрунтуються на обмеженій інформації, короткострокових мотивах отримання вигоди та дуже мінливих і невизначених результатах. А основною проблемою таких невдалих вкладень є відсутність відповідних знань.

У 2022 році близько 1 мільярда людей по всьому світу вже користувалися криптовалютами. Приблизно 72 мільйони американців володіють певною кількістю біткоїна, що складає приблизно 22% населення США. За прогнозами фінансових експертів, до 2025 року глобальний ринок блокчейнів зросте на 39,17 мільярдів доларів. Для досягнення успіху в інвестуванні необхідно аналізувати всі можливі ризики, витрачаючи багато часу на розрахунки. В інвестиційному ринку кожна мить дуже цінна, і програма, яка може забезпечити деякі необхідні аналізи для інвестора, значно спростить вибір майбутніх інвестицій. Весь аналіз буде наглядно представлений у вигляді різноманітних графіків. Тому навіть людина без спеціальних знань зможе надавати перевагу "безризиковому інвестуванню" і економити час, не шукаючи необхідну інформацію. Оскільки популярність цього бізнесу зростає, цільова аудиторія такої програми також буде постійно розширюватися.

Ідея створення програми для моніторингу та передбачення цін криптовалют є цікавою та актуальною в сучасному світі фінансів і інвестицій. Така програма може бути корисною для інвесторів, трейдерів та всіх, хто цікавиться криптовалютним ринком.

Аналіз досліджень і публікацій. У статті [1] розглянуто використання стохастичних нейронних мереж для передбачення ціни криптовалют. Підхід, що описаний у цьому дослідженні, ґрунтується на ідеї випадкового блукання, яка широко використовується на фінансових ринках для моделювання цінових рухів акцій. Запропонована модель включає в себе випадкову компоненту, яка накладається на активації функцій нейронних мереж для відтворення

волатильності ринку. Крім того, в моделі прогнозування врахована техніка вивчення реакції ринку. Отримані результати підтверджують, що запропонована модель показує кращі результати порівняно з детермінованими моделями.

Автор статті [2] вирішив провести порівняльний аналіз кількох глибоких навчальних алгоритмів з метою передбачення ціни біткоїна. Оскільки фінансовий ринок є дуже непостійним і ціни значно коливаються, Теарасак Фаладісайло та його колектив вирішили провести дослідження для визначення найбільш ефективної та точної моделі для прогнозування цін біткоїна, використовуючи різні алгоритми машинного навчання. Для цього дослідження вони використали набір даних, доступний на платформі Kaggle, який відомий в усьому світі. Прогнозування цін біткоїна було реалізовано за допомогою бібліотек Keras і scikit-learn. В ході дослідження було випробувано різні моделі регресії, і в результаті виявлено, що найкращі результати показали моделі з використанням архітектур LSTM та GRU. Зокрема, R-квадрат для цих моделей склав 99,2%.

У статті [3] зосереджено увагу на прогнозуванні волатильності криптовалют. Волатильність фондового ринку є важливим фактором, який впливає на різноманітні аспекти в сфері бізнесу та фінансів. Прогнози щодо волатильності криптовалют часто відстають від динаміки ринку. У цій статті була розроблена модель для вивчення та прогнозування зміни волатильності криптовалют. Зокрема, використана була нейронна мережа типу Джордана, яка є рекурентною нейронною мережею і відзначається вищою передбачуваністю порівняно з іншими моделями, розробленими для аналізу часових рядів, такими як моделі авторегресії та нелінійні авторегресійні нейронні мережі. Дослідники використовували дані трьох найпопулярніших криптовалют, а саме Bitcoin, Ripple та Ethereum, для надання емпіричних доказів ефективності моделі. Проте, слід зазначити, що модель, яка використовується в даному дослідженні, вимагає значних обчислювальних ресурсів для оптимальної роботи і може потребувати коригування.

У публікації [4] представлено розробку нечітких моделей для прогнозування цін на криптовалюти з використанням процедур нечіткого моделювання на основі даних. Цей підхід включає створення нового набору шарів, які керуються даними, що істотно відрізняються від побудови та обробки нечітких правил у лінгвістичному та функціональному моделюванні. Модель на основі цього набору рівнів обчислює середнє зважене значення вихідних функцій активних нечітких правил. Функції виводу безпосередньо відображають рівні активації нечітких правил на виходах моделі. В рамках обчислювальних експериментів була проведена оцінка ефективності методу набору рівнів в прогнозуванні цін на закриття різних криптовалют на один крок вперед. Порівняння виконано з використанням авторегресійної інтегрованої ковзної середньої, багатошарової нейронної мережі та наївного випадкового блукання як посилення для оцінки. Дослідження показує, що наївне випадкове блукання перевершує більшість розглянутих методів, відзначаючи складність передбачення валютних курсів для цифрових монет. Проте, коли ефективність вимірюється за спрямованістю зміни ціни, модель нечіткого моделювання на основі набору рівнів виявляється найкращою серед інших методів.

Мета даної статті: представити дослідження та аналіз методів для прогнозування майбутньої ціни криптовалют, навести результати розробки веб-додатку для моніторингу та передбачення майбутньої ціни криптовалюти з використанням рекурентних нейронних мереж.

Виклад основного матеріалу (результатів) дослідження. Проаналізувавши роботи [1; 2; 3; 4], було зроблено висновок, що більшість досліджень проводились на застарілих датасетах, що в свою чергу свідчить про ймовірну неефективність даних підходів аналізу та прогнозування цін криптовалют. Для отримання найбільш актуальних даних була використана платформа CryptoCompare [5], яка безкоштовно надає всю основну інформацію через API. У результаті ми отримуємо дані про необхідні нам криптопари за певний період або у реальному часі, які відображаються у вигляді графіку та зберігаються в масивах, що й реалізує функцію моніторингу цін.

Прогнозування цін криптовалют є досить трудомістким завданням, оскільки точність передбачення повинна бути досить високою, аби вважатись ефективною. Першим і основним етапом є процес пошуку актуальних даних та їх обробка. Адже від цього залежить результативність експерименту. Тому, як було згадано вище, створено парсер даних з платформи CryptoCompare [5], який і гарантуватиме актуальність нашого датасету.

На етапі обробки, збережено дані у датафреймі та визначено основні поля, по яким буде проводитись прогноз цін. Ці атрибути включають поточну ціну, найвищу та найнижчу ціну і кількість проданих одиниць протягом певного часового періоду (обсяг торгів).

Після обробки даних, вони були нормалізовані, щоб підготувати їх для машинного навчання та полегшити тренування нейронної мережі. Мета нормалізації полягає в тому, щоб змінити значення числових атрибутів у наборі даних на єдину шкалу, не впливаючи на їх відмінності в діапазонах значень.

Отримавши нормалізовані дані, можна переходити до тренування моделі. Було обрано три рекурентні нейронні мережі, а саме SimpleRNN, LSTM та GRU, адже вони надають широкий діапазон параметрів, таких як швидкість навчання та зміщення вхідних і вихідних даних. Отже, немає потреби в подальших налаштуваннях. Складність оновлення кожного вагового коефіцієнта зменшується до константної, що є суттєвою перевагою над іншими нейронними мережами.

Перейдемо до побудови моделі. Вона складається з двох видів шарів: рекурентного (SimpleRNN, LSTM або GRU) та повністю зв'язаного. Щодо оптимізатору, використовується 'adam'. Adam (Adaptive Moment Estimation) є популярним методом оптимізації, який адаптивно налаштовує швидкість навчання для кожного параметра моделі. Функцією втрат була обрана середньоквадратична помилка. Ця функція вимірює середню квадратичну помилку між прогнозованими значеннями та фактичними значеннями. У контексті прогнозування цін криптовалют, ми хочемо, щоб наша модель

мінімізувала різницю між передбаченими та реальними цінами. Нижче наведено формулу середньоквадратичної помилки:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (1),$$

де n – кількість прикладів у навчальному наборі, y_i – фактичне значення для i -го прикладу, а \hat{y}_i – прогнозоване значення для i -го прикладу.

Далі були визначені параметри моделі, такі як розмір тестового набору, кількість нейронів у шарі, епохи, функції втрат, випадання та оптимізатор. Вибір конкретних значень для параметрів, таких як кількість нейронів у рекурентному шарі і кількість епох є досить емпіричним завданням і зазвичай вимагає експерименту та налаштувань для конкретного завдання та даних. Однак існують деякі загальні рекомендації.

Вибір кількості нейронів зазвичай залежить від розміру та складності набору даних. Зазвичай для початку варто обирати меншу кількість нейронів, і потім поступово збільшувати її, якщо це необхідно. Занадто велика кількість нейронів може призвести до перенавчання, тоді як занадто мала – до недонавчання. Оптимальні значення для цього параметру зазвичай лежать у межах від 10 до 100. Шляхом практичних дослідів було обрано 50 нейронів для використання в нашій моделі.

Вибір кількості епох також залежить від складності задачі та розміру даних. Зазвичай, якщо кількість епох занадто мала, модель може не вивчити всі особливості даних, тоді як занадто велика кількість епох може призвести до перенавчання. Оптимальні значення для цього параметру зазвичай лежать у межах від 20 до 200. Шляхом експериментів було обрано 100 епох для навчання нашої моделі.

Після налаштування параметрів було проведено тренування моделі. Після закінчення тренування була виконана візуалізація результатів, включаючи прогноз та історію цін, які допомагають зрозуміти рентабельність криптовалюти. Все це відповідає ідеї створення програми для полегшення інвестицій.

Візуалізація процесу передбачення ціни криптопари BTC/USD на 16.11.2023 з використанням LSTM рекурентної нейронної мережі зображено на рисунку (Рис. 1).

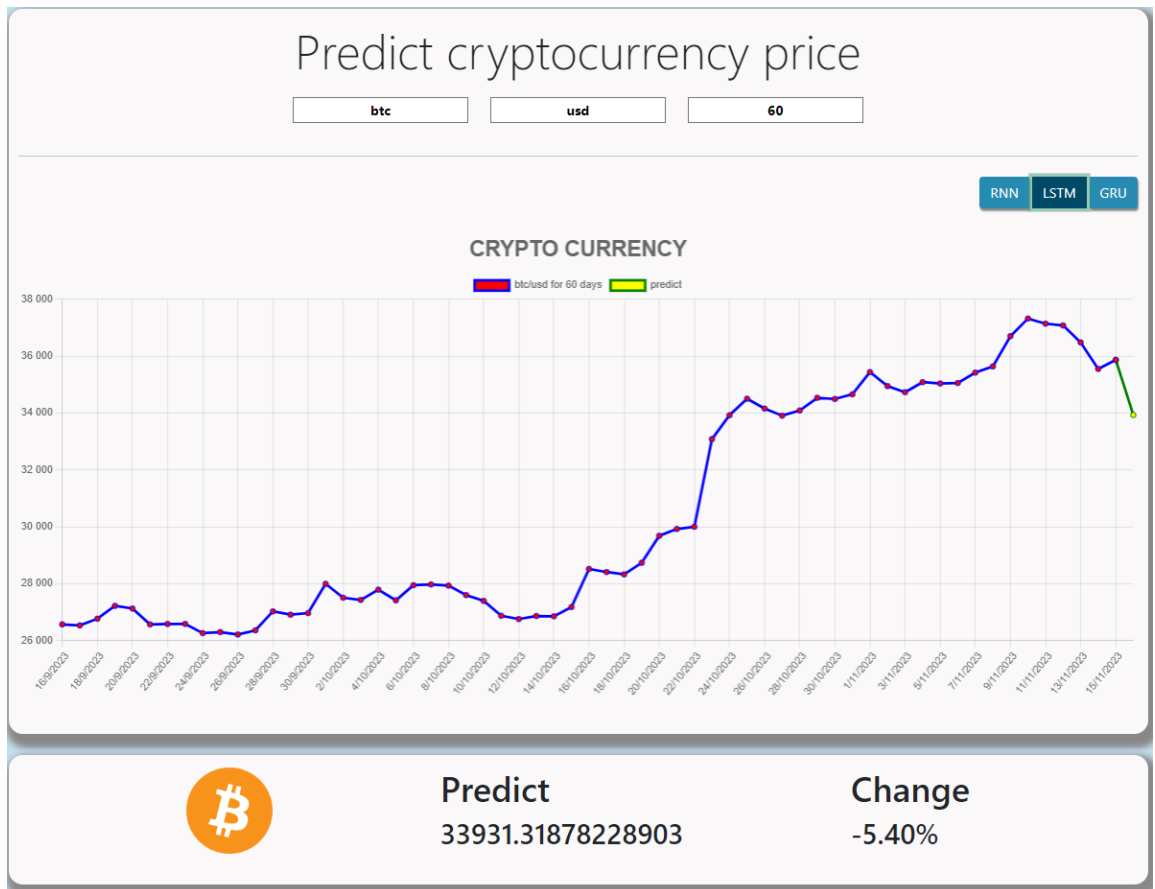


Рис. 1. Передбачення ціни BTC/USD на 16.11.2023 з використанням LSTM

Висновки та перспективи подальших пошуків у напрямі дослідження.

У даній статті було представлено результати розробки веб-додатку для моніторингу та передбачення майбутньої ціни криптоактиву з використанням рекурентних нейронних мереж. Цей додаток є корисним інструментом для інвесторів та трейдерів, дозволяючи їм відстежувати динаміку цін криптовалют та навіть робити прогнози щодо їхнього майбутнього руху на основі складної обробки даних та аналізу.

За допомогою нейронних мереж, які навчалися на історичних даних, додаток може сприяти розумінню ринкових тенденцій та надавати інвесторам

додатковий інструмент для прийняття обґрунтованих рішень. Дослідження показало, що нейронні мережі можуть бути ефективними в передбаченні майбутніх цін криптовалют на основі різноманітних даних, включаючи верхні/нижні межі цін, обсяги торгів та інші фактори.

Однак, варто зауважити, що ринок криптовалют дуже волатильний і піддається впливу різних зовнішніх чинників, включаючи новини та регулювання. Тому навіть найкраща нейронна мережа не може гарантувати 100% точність в передбаченні цін.

У майбутньому, дослідження в галузі передбачення цін криптовалют може розвиватися далі. Однією з перспектив є покращення моделей нейронних мереж та їхнє навчання на більшому обсязі даних для підвищення точності передбачень. Крім того, можливості інтеграції додатку з іншими ринковими інструментами, такими як торгові платформи та аналітичні інструменти, також можуть розширювати його корисність для інвесторів.

Загалом, створення веб-додатку для моніторингу та передбачення цін криптовалют на основі рекурентних нейронних мереж відкриває широкі перспективи для подальших досліджень у сфері фінансової технології та криптовалютних ринків. З урахуванням швидкого розвитку цих ринків, такий додаток може стати цінним інструментом для інвесторів та сприяти розвитку нових підходів до аналізу та прогнозу криптовалютних активів.

Список літератури:

1. P. Jay, V. Kalariya, P. Parmar, S. Tanwar, N. Kumar, and M. Alazab, Stochastic Neural Networks for Cryptocurrency Price Prediction, IEEE Access, vol. 8, pp. 82804-82818, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2990659.
2. T. Phaladisaloed and T. Numnonda, Machine Learning Models Comparison for Bitcoin Price Prediction in 2018 10th International Conference on Information Technology and Electrical Engineering (ICITEE), Jul. 201 pp. 506-511. Doi: 10.1109/ICITEED.2018.8534911.
3. V. D'Amato, S. Levantesi, and G. Piscopo, Deep learning in predicting cryptocurrency volatility, Phys. Stat. Mech. Its Appl., vol. 596, p. 127158, Jun. 2022, doi: 10.26599/TST.2021.9010080.

4. L. Maciel, R. Ballini, F. Gomide, and R. Yager, Forecasting cryptocurrency prices using data driven level set fuzzy models, *Expert Syst. Appl.*, vol. 210, p. 118387, Dec. 2022, doi: 10.1016/j.eswa.2022.118387.

5. CryptoCompare powered by CCDATA [Электронный ресурс]. – 2014-2023. – Режим доступа до ресурсу: <https://www.cryptocompare.com/>.