

DOI 10.31891/2307-5732-2023-319-1-171-Помилка! Закладку не визначено.  
УДК 004.93, 004.8

**КРИВЕНЧУК ЮРІЙ**

Національний університет “Львівська політехніка”  
<https://orcid.org/0000-0002-2504-5833>  
e-mail: [Yurii.P.Kryvenchuk@lpnu.ua](mailto:Yurii.P.Kryvenchuk@lpnu.ua)

**ПИХНЕЙ ВЕРОНІКА**

Національний університет “Львівська політехніка”  
e-mail: [veronika.pykhnei.knm.2019@lpnu.ua](mailto:veronika.pykhnei.knm.2019@lpnu.ua)

## **ВЕБ-АПЛІКАЦІЯ З АНАЛІЗОМ ТА ВІЗУАЛІЗАЦІЄЮ МЕТРИК КРИПТОВАЛЮТ З ПЕРЕДБАЧЕННЯМ МАЙБУТНЬОЇ ЦІНИ ЗА ДОПОМОГОЮ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ**

*Популярність віртуальних валют зростає з кожним днем. Криптовалюта – це прогресивна інновація Fintech, яка у сучасному суспільстві стала всесвітньою точкою доступу. Проте такі інвестиції не завжди приносять прибуток. Адже будь-яке вкладання – це завжди певний ризик втратити усі кошти, якщо куплена криптовалюта 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.*

*Основними метриками криптовалюти вважають реалізовану капіталізацію, балансовану ціну та дельта капіталізацію. Розуміння цих базових понять дозволяє людям приймати більш зважені рішення. Проте для цього необхідно мати певний багаж математичних знань та глибоке розуміння фінансів та економіки. Ці науки можуть бути неосяжними для великої аудиторії людей. Тому, веб-аплікація, яка надає аналіз та візуалізацію необхідних метрик, могла б спростити інвестування майбутнім вкладникам. Також невід’ємною частиною оцінки успішності криптовалюти буде передбачення ймовірної майбутньої ціни. За допомогою нейронної мережі буде здійснено даний прогноз, враховуючи усі проаналізовані метрики. Якщо брати до уваги, що цільова аудиторія буде досить великою, адже ринок інвестицій лише розширюється, то необхідність реалізації вищезгаданої аплікації є значною.*

*Ключові слова: криптовалюта, метрики, нейронна мережа.*

KRYVENCHUK YURIJ, PYKHNEI VERONIKA.  
Lviv Polytechnic National University

### **WEB APPLICATION WITH ANALYSIS AND VISUALIZATION OF CRYPTOCURRENCY METRICS WITH FUTURE PRICE PREDICTION USING NEURAL NETWORKS**

*The popularity of virtual currencies is growing every day. And accordingly, the number of people who want to become investors in cryptocurrency and make a profit is growing. However, any decision should be based on knowledge and calculations because there is a significant risk of losing everything invested. Therefore, there is a demand for a program that can perform all complex operations for investors. A web application that analyzes all the necessary metrics provides visualization, and specific recommendations can greatly simplify decision-making. The analysis, presented in graphs, charts, and histograms, will be understandable even to a non-specialist. And, of course, one of the main advantages will be a convenient interface that will make it easier to use. Moreover, a feature of this program will be the accessibility of content for people with disabilities. At the moment, this approach is a trend, and not all applications support it, but in the future, this trend will become a requirement, not an additional plus. Such functionality will significantly expand the target audience and open the world of investments to people with certain health defects. Such an application can save not only money but also time. After all, making decisions quickly in the investment market is essential. However, fast does not mean reckless. Since the main goal is the stable earning of money, not short-term profit, the program will also show you the possible future price, which has been predicted using a recurrent neural network. And based on all the calculations and with a known expected price, it will provide recommendations for purchasing the following currency. Of course, investment always means risk, but a decision based on calculations and analysis has a higher percentage of success. Therefore, a program that significantly reduces the risk will gain popularity among all people who invest their money in virtual currencies or want to start doing it.*

*Keywords: cryptocurrency, metrics, neural network.*

### **Постановка проблеми**

Світ інвестицій з кожним днем розширюється. Віртуальні валюти стрімко зростають, набирають популярності та капіталізації. У 2022 році близько 1 мільярда людей у всьому світі використовуватимуть криптовалюти. Близько 72 мільйонів американців володіють часткою біткойна. Якщо брати до уваги, що кількість населення в Америці становить майже 332 мільйони, то приблизно 22 % людей є власниками певної віртуальної валюти. За словами фінансових аналітиків, до 2025 року глобальний ринок блокчейнів зросте на 39,17 мільярдів доларів США. Для того, щоб кожне вкладення було успішним, необхідно проаналізувати всі ймовірні ризики, провівши безліч часу за обчисленнями. На ринку інвестицій кожна хвилина на вагу золота, тому аплікація, яка зробить весь необхідний аналіз за інвестора значно спростить вибір при майбутніх вкладеннях. Увесь аналіз буде візуалізовано різними графіками, такими як: гістограми, лінійні та кругові діаграми та точкові. Тому навіть людина без відповідних знань зможе дозволити собі так зване “беззбиткове інвестування” та зекономити час у пошуках необхідної інформації. Так, як популярність такого бізнесу росте, то й цільова аудиторія такої програми буде теж розширюватись.

### Аналіз останніх джерел

У статті [1] дослідники Ісил Єнідоган та Айкут Чаїр розглянули алгоритм глибокого навчання (deep learning), який став відомим як Facebook Prophet, аби спрогнозувати ціну біткойна. Також для порівняння ефективності прогнозу було обрано алгоритм ARIMA з використанням платформи R analytics. Щоб з'ясувати, який з двох алгоритмів буде об'єктивним, було обрано лише один набір даних. Вони використали техніку потрійного розподілу з урахуванням характеристик часових рядів набору даних для вибору моделі в обох алгоритмах. Такий підхід дав оптимальні співвідношення для навчальних, валідаційних і тестових наборів. Після виконаного дослідження було зроблено висновок, що алгоритм глибокого навчання перевершив алгоритм ARIMA на 0,94-0,68 у значеннях R<sup>2</sup>.

Автор статті [2] вирішив порівняти кілька алгоритмів глибокого навчання аби спрогнозувати ціну біткойна. Так як ринок інвестицій є досить нестабільним і ціни досить сильно коливаються, Теарасак Фаладісайло та його команда вирішили дослідити та виявити найефективнішу та найточнішу модель для прогнозування цін на біткойна за допомогою різних алгоритмів машинного навчання. Набір даних було обрано на всесвітньо відомій платформі Kaggle. А саме прогнозування цін було реалізовано за допомогою бібліотек Keras і scikit-learn. Вони експериментували з різними моделями регресії та виявили, що найкращі результати показують моделі LSTM та GRU, адже саме у цих моделях R-квадрат був рівним 99,2%.

У даній статті [3] було розглянуто стохастичні нейронні мережі для передбачення ціни на криптовалюту. Підхід, описаний в цій статті, базується на гіпотезі випадкового блукання, яка широко використовується на фінансових ринках для моделювання цін на акції. Запропонована модель індукуює поширену випадковість у спостережуваних активаціях функцій нейронних мереж для імітації волатильності ринку. Більше того, техніка для вивчення моделі реакції ринку також включена в модель прогнозування. Результати показують, що запропонована модель є кращою порівняно з детермінованими моделями.

Публікація [4] дослідників Іоанніс Е. Лівієріс, Нікі Кіріакіду, Ставрос Ставроянніс та Панайотіс Пінтелас описує підхід прогнозування майбутньої ціни криптовалюти за допомогою моделі глибокого навчання з декількома входами, яка є відомою як MICDL. Суть такого рішення полягає в тому, щоб використати дані кожної криптовалюти як вхідні дані в згортковий шар, за яким слідували шар об'єднання та шар моделі LSTM. Більше того, у цьому дослідженні було використано класичну структуру нейронної мережі глибокого навчання. Запропонована науковцями CNN із шаром моделі LSTM досягла 55,03% точності даних Bitcoin. Такий аналіз показує, що запропонована модель ефективно використовує змішані дані криптовалюти та зменшує вартість обчислень у порівнянні із звичайними повністю пов'язаними глибокими нейронними мережами.

У статті [5] науковцями подано дослідження прогнозу коливання обсягу транзакцій для кращої торгівлі та кращого управління блокчейн-платформами. Більше того, автори змогли показати, як вибір ядра впливає на ефективність прогнозування регресії опорного вектора (SVR) у передбаченні обсягу торгівлі криптовалютою. Розглядаються три загальні ядра, а саме лінійна, поліноміальна та радіальна базисна функція (RBF). Для вирішення даної задачі було розглянуто три загальні функції: лінійна, поліноміальна та радіальна базисна функція. Також для налаштування ключових параметрів SVR було використано метод байєсівської оптимізації. Проте точність результатів у даному дослідженні бажає кращого, адже згідно даних точність становить 74%.

Автори публікації [6] досліджують оцінку криптовалют та прогноз їхньої ймовірної ціни, враховуючи курси валют. За основу дослідження було взято модель авторегресії (AR), моделі ковзного середнього (MA) і авторегресії ковзного середнього (ARMA). Перед запровадженням моделі в дослідженні було використано метод сезонної декомпозиції в наборі даних. Після проведених експериментів було виявлено, що модель авторегресії є найточнішою для прогнозування ціни Bitcoin, Ethereum, Litecoin і Tether-token з точністю 97,21%, 96,04%, 95,8% і 99,91% послідовно. Проте такий підхід не буде працювати так само ефективно з даними в реальному часі, через особливості реалізації даної моделі.

У статті [7] автори проводять експерименти щодо підходу багатоваріантного прогнозування та трьох різних рекурентних нейронних мереж (RNN): довготривалу короткочасну пам'ять (LSTM), двонаправлену LSTM (Bi-LSTM) і рекурентну одиницю (GRU). Також досліджується проста тривірнева мережеву архітектуру для завдання регресії. З результатів проведених експериментів на п'яти основних криптовалютах: Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH), Cardano (ADA), Tether (USDT) і Binance Coin (BNB), можна помітити, що Bi-LSTM і GRU мають однакову ефективність, якщо брати до уваги результати з точки зору точності. Проте, якщо поглянути на час виконання LSTM та GRU показують досить схожі результати, де GRU трохи кращий і має в середньому нижчі результати варіації.

Публікація [8] показує розробку нечітких моделей для прогнозування цін на криптовалюту, використовуючи процедури нечіткого моделювання на основі даних. В загальному набір шарів, який керований даними – це новий метод нечіткого моделювання, адже він суттєво відрізняється побудовою та обробкою нечітких правил від лінгвістичного та функціонального моделювання. Модель на основі набору рівнів виводить середнє зважене вихідних функцій активних нечітких правил. Функції виводу відображають рівні активації нечітких правил безпосередньо у виходах моделі. Обчислювальні експерименти проводяться для оцінки методу набору рівнів у прогнозуванні цін на закриття криптовалют на один крок наперед. Порівняння проведено з авторегресійною інтегрованою ковзною середньою, багатшаровою нейронною мережею та найвипадковим блуканням як еталоном для Cardano, Binance Coin, Bitcoin, Ethereum,

Chainlink, Litecoin, Tron, Stellar, Monero та Ripple. Результати свідчать про те, що випадкове блукання перевершує більшість методів, розглянутих у цій статті, підтверджуючи загадку Міза–Рогоффа для випадку цифрових монет, тобто складність перевершити найвorne випадкове блукання при прогнозуванні валютних курсів. Однак, коли продуктивність вимірюється напрямком зміни ціни, нечітке моделювання на основі набору рівнів працює найкраще серед інших методів.

Мета статті [9] полягала у моделюванні мережі та аналізі записів транзакцій віртуальних валют як поширеними методами аналізу даних блокчейна. Дослідники змогли проаналізувати графіки атрибутів, які можуть надати інформацію про різні економічні показники, незаконну діяльність і загальну безпеку в Інтернеті, зокрема. Відповідно, ця стаття має на меті узагальнити та проаналізувати літературу про дані транзакцій криптовалюти з точки зору складних мереж. Щоб забезпечити систематичне керівництво для дослідників, було запропоновано структуру аналізу даних блокчейну, засновану на введенні відповідного фону та розглянуто роботу з п'яти аспектів: модель даних блокчейну, отримання даних у блокчейні, існуючі інструменти аналізу, доступні ідеї та загальний аналіз методи.

Стаття [10] зосереджена на прогнозуванні волатильності криптовалюти. Волатильність фондового ринку є дуже впливовим аспектом, який впливає на широкий спектр рішень у бізнесі та фінансах. Прогнози щодо волатильності криптовалюти поступаються динаміці ринку. У цій статті розроблено відповідну модель для фіксації динаміки волатильності криптовалюти. Зокрема, було взято до уваги нейронну мережу Джордану, яка є ошадливою рекурентною нейронною мережею, що демонструє більшу передбачуваність у порівнянні з іншими моделями, розробленими для часових рядів, моделями порогової авторегресійної моделі та нелінійними авторегресійними нейронними мережами. Емпіричні докази надані з використанням даних трьох найбільш популярних криптовалют, а саме Bitcoin, Ripple та Ethereum. Проте, модель, що використовується у даному досліді потребує значних ресурсів для ефективної роботи, тому потребує коригування.

**Метою роботи** є створення перш за все зручного у використанні веб-додатку, який надасть аналіз та візуалізацію метрик криптовалют, і рекомендації щодо подальших інвестицій, беручи до уваги прогнозовану ціну валюти на основі проведених досліджень.

## Виклад основного матеріалу

### Огляд наборів даних

Проаналізувавши роботи, 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 з платформи Binance було реалізовано сервіс-парсер. У результаті було отримано інформацію про більше ніж 10000 валют за останню декаду.

### Етапи процесу виявлення карієсу

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 препроцесинг. Адже від цього залежить результативність експерименту. Тому, як було згадано вище, створено сервіс-парсер, який і гарантуватиме актуальність нашого датасету.

На етапі препроцесингу, збережено дані у датафреймі pandas та визначено основні поля, по яким буде проводитись прогноз цін. А саме: поточна ціна, найвища та найнижча межа ціни та кількість проданих одиниць цієї валюти за певний період часу. Після цього необхідно розділити даний датасет на три набори: тренувальний, валідаційний та тестувальний у відношенні 60%/20%/20% відповідно.

Після препроцесингу потрібно нормалізувати дані. Тобто, підготувати дані для машинного навчання. Мета нормалізації полягає в тому, щоб змінити значення числових стовпців у наборі даних на загальну шкалу, не спотворюючи відмінності в діапазонах значень.

Отримавши нормалізовані дані, можна переходити до тренування моделі. Було обрано рекурентну нейронну мережу LSTM, адже вона надає 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. Це є суттєвою перевагою над іншими нейронними мережами. Тепер перейдемо до побудови моделі, яка буде складатись з трьох видів шарів: вхідного, вихідного та прихованого. Як оптимізатор було використано алгоритм Адам, який застосовується для навчання моделей глибокого навчання. Для функції втрат було використано середню квадратичну помилку. Наступним важливим кроком є визначення параметрів: початкове число випадкових чисел, довжина вікна, розмір тестового набору, кількість нейронів у шарі LSTM, епохи, розмір батчу, втрати, випадання та оптимізатор. Після цього можна приступити до тренування моделі.

Отримавши результат тренувань можна приступити до їх візуалізації аби навіть нетехнічна аудиторія могла зрозуміти. Також на етапі візуалізації необхідно показати не лише результати передбачення цін, а й аналіз усіх метрик, аби можна було зробити висновки про дану криптовалюту та її рентабельність. Адже саме це лежить в ідеї створення програми для полегшення інвестицій.

### Висновок

Отже, в результаті проведеної роботи було створено веб-аплікацію для аналізу та візуалізації метрик криптовалют з передбачення ймовірної ціни валюти за допомогою нейронної мережі. Адже рішення

повинні фокусуватись на довгостроковій перспективі, а не на короткочасному вираші. Ця розробка дозволяє відкрити світ інвестицій навіть людям без відповідних знань фінансів та економіки. Адже усі необхідні обчислення проведені замість інвестора, що значно економить час.

Враховавши усі рекомендації щодо подальших інвестувань, які надає ця програма, можна досягти беззбиткових вкладень та зменшити ризики втрати коштів. Звичайно, що бізнес криптовалют - це завжди високий ризик втрат, проте система, яка зменшить цей ризик зацікавить усіх інвесторів.

### Література

1. A. Cayir, O. Kozan, T. Dağ, I. Yenidoğan, and Ç. Arslan, *Bitcoin Forecasting Using ARIMA and PROPHET*. 2018. doi: 10.1109/UBMK.2018.8566476.
2. T. Phaladisailoed and T. Numnonda, "Machine Learning Models Comparison for Bitcoin Price Prediction," in *2018 10th International Conference on Information Technology and Electrical Engineering (ICITEE)*, Jul. 2018, pp. 506–511. doi: 10.1109/ICITEED.2018.8534911.
3. 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.
4. I. E. Livieris, N. Kiriakidou, S. Stavroyiannis, and P. Pintelas, "An Advanced CNN-LSTM Model for Cryptocurrency Forecasting," *Electronics*, vol. 10, no. 3, p. 287, Jan. 2021, doi: 10.3390/electronics10030287.
5. S. Lahmiri, S. Bekiros, and F. Bezzina, "Complexity analysis and forecasting of variations in cryptocurrency trading volume with support vector regression tuned by Bayesian optimization under different kernels: An empirical comparison from a large dataset," *Expert Syst. Appl.*, vol. 209, p. 118349, Dec. 2022, doi: 10.1016/j.eswa.2022.118349.
6. A. K. Bitto *et al.*, "CryptoAR: scrutinizing the trend and market of cryptocurrency using machine learning approach on time series data," *Indones. J. Electr. Eng. Comput. Sci.*, vol. 28, pp. 1684–1696, Sep. 2022, doi: 10.11591/ijeecs.v28.i3.pp1684-1696.
7. S. Hansun, A. Wicaksana, and A. Khaliq, "Multivariate cryptocurrency prediction: comparative analysis of three recurrent neural networks approaches," *J. Big Data*, vol. 9, Apr. 2022, doi: 10.1186/s40537-022-00601-7.
8. L. Maciel, R. Ballini, F. Gomide, and R. Yager, "Forecasting cryptocurrencies prices using data driven level set fuzzy models," *Expert Syst. Appl.*, vol. 210, p. 118387, Dec. 2022, doi: 10.1016/j.eswa.2022.118387.
9. W. Song *et al.*, "Blockchain Data Analysis from the Perspective of Complex Networks: Overview," *Tsinghua Sci. Technol.*, vol. 28, no. 1, pp. 176–206, Feb. 2023, doi: 10.26599/TST.2021.9010080.
10. 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: 10.1016/j.physa.2022.127158.

### References

1. A. Cayir, O. Kozan, T. Dağ, I. Yenidoğan, and Ç. Arslan, *Bitcoin Forecasting Using ARIMA and PROPHET*. 2018. doi: 10.1109/UBMK.2018.8566476.
2. T. Phaladisailoed and T. Numnonda, "Machine Learning Models Comparison for Bitcoin Price Prediction," in *2018 10th International Conference on Information Technology and Electrical Engineering (ICITEE)*, Jul. 2018, pp. 506–511. doi: 10.1109/ICITEED.2018.8534911.
3. 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.
4. I. E. Livieris, N. Kiriakidou, S. Stavroyiannis, and P. Pintelas, "An Advanced CNN-LSTM Model for Cryptocurrency Forecasting," *Electronics*, vol. 10, no. 3, p. 287, Jan. 2021, doi: 10.3390/electronics10030287.
5. S. Lahmiri, S. Bekiros, and F. Bezzina, "Complexity analysis and forecasting of variations in cryptocurrency trading volume with support vector regression tuned by Bayesian optimization under different kernels: An empirical comparison from a large dataset," *Expert Syst. Appl.*, vol. 209, p. 118349, Dec. 2022, doi: 10.1016/j.eswa.2022.118349.
6. A. K. Bitto *et al.*, "CryptoAR: scrutinizing the trend and market of cryptocurrency using machine learning approach on time series data," *Indones. J. Electr. Eng. Comput. Sci.*, vol. 28, pp. 1684–1696, Sep. 2022, doi: 10.11591/ijeecs.v28.i3.pp1684-1696.
7. S. Hansun, A. Wicaksana, and A. Khaliq, "Multivariate cryptocurrency prediction: comparative analysis of three recurrent neural networks approaches," *J. Big Data*, vol. 9, Apr. 2022, doi: 10.1186/s40537-022-00601-7.
8. L. Maciel, R. Ballini, F. Gomide, and R. Yager, "Forecasting cryptocurrencies prices using data driven level set fuzzy models," *Expert Syst. Appl.*, vol. 210, p. 118387, Dec. 2022, doi: 10.1016/j.eswa.2022.118387.
9. W. Song *et al.*, "Blockchain Data Analysis from the Perspective of Complex Networks: Overview," *Tsinghua Sci. Technol.*, vol. 28, no. 1, pp. 176–206, Feb. 2023, doi: 10.26599/TST.2021.9010080.
10. 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: 10.1016/j.physa.2022.127158.