УДК 004.4 DOI https://doi.org/10.35546/kntu2078-4481.2025.1.2.7

О. О. ГРОМСЬКИЙ
асистент кафедри інженерії програмного забезпечення
Державний університет «Житомирська політехніка»
ORCID: 0009-0005-8436-4577

Т. А. ВАКАЛЮК
доктор педагогічних наук, професор,
завідувач кафедри інженерії програмного забезпечення
Державний університет «Житомирська політехніка»
ORCID: 0000-0001-6825-4697

С. І. НЕРОДА
асистент кафедри інженерії програмного забезпечення
Державний університет «Житомирська політехніка»
ORCID: 0009-0004-8013-4937

АНАЛІЗ МОДЕЛЕЙ АНАЛІТИЧНИХ ВЕБ-СИСТЕМ ПРОГНОЗУ МІЖБІРЖОВОЇ ВАРТОСТІ ЦИФРОВИХ КРИПТОАКТИВІВ

У статті проведено комплексний аналіз існуючих моделей та методів прогнозування міжбіржової вартості цифрових криптоактивів. Досліджено еволюцію підходів до прогнозування – від простих алгоритмів, що базуються виключно на історичних даних, до складних багатофакторних моделей з використанням штучного інтелекту. Особлива увага приділяється аналізу ефективності рекурентних нейронних мереж та моделей з довгою короткостроковою пам'яттю (LSTM) у прогнозуванні криптовалютних ринків. Розглянуто конкретні приклади реалізації прогнозних систем, зокрема роботи Огньєна Гатало, Марко Сантоса, Дерка Зомера та Фредеріка Рівероллa, проаналізовано їхні переваги та обмеження. Докладно висвітлено експеримент з використання LSTM-моделі для прогнозування курсу біткоїна, який продемонстрував потенціал нейромереж у виявленні прихованих закономірностей ринку. Окремо досліджено інноваційний підхід, що базується на аналізі новинного фону та його кореляції з ціновою динамікою криптовалют. Представлено результати дослідження Даніеля Чена щодо багатокритеріального статистичного аналізу криптовалютного ринку, включаючи вивчення взаємозв'язків між ринковою капіталізацією та різними метриками популярності криптовалют у соціальних мережах. Виявлено основні проблеми та обмеження існуючих прогнозних моделей, зокрема їх низьку ефективність під час періодів високої волатильності та складність врахування зовнішніх факторів впливу. Обґрунтовано необхідність комплексного підходу до прогнозування, що поєднує аналіз технічних, фундаментальних та соціальних факторів. Визначено перспективні напрямки подальших досліджень у сфері прогнозування вартості криптоактивів, включаючи вдосконалення методів інтеграції різнорідних даних та розробку більш стійких до ринкових коливань алгоритмів, а також дослідження можливостей застосування трансформерів та інших сучасних архітектур нейронних мереж для підвищення точності довгострокових прогнозів.

Ключові слова: *криптовалюта, прогнозування вартості, машинне навчання, рекурентні нейронні мережі, LSTM-модель, біткоїн, багатокритеріальний аналіз, ринкова капіталізація, волатильність крипторинку, аналітичні веб-системи.*

O. O. HROMSKYI
Assistant at the Software Engineering Department
Zhytomyr Polytechnic State University
ORCID: 0009-0005-8436-4577

T. A. VAKALIUK
Doctor of Pedagogical Sciences, Professor,
Head of the Software Engineering Department
Zhytomyr Polytechnic State University
ORCID: 0000-0001-6825-4697

S. I. NERODA
Assistant at the Software Engineering Department
Zhytomyr Polytechnic State University
ORCID: 0009-0004-8013-4937

ANALYSIS OF MODELS OF WEB-BASED ANALYTICAL SYSTEMS FOR FORECASTING THE INTER-EXCHANGE VALUE OF DIGITAL CRYPTOASSETS

The article presents a comprehensive analysis of existing models and methods for forecasting the inter-exchange value of digital cryptoassets. The evolution of forecasting approaches is studied – from simple algorithms based solely on historical data to complex multifactor models using artificial intelligence. Particular attention is paid to analysing the effectiveness of recurrent neural networks and long short-term memory (LSTM) models in forecasting cryptocurrency markets. Specific examples of the implementation of forecasting systems are considered, particularly the works of Ognjen Gatalo, Marco Santos, Derk Zomer and Frederic Riverall, and their advantages and limitations are analysed. An experiment on using an LSTM model for forecasting the bitcoin exchange rate is covered in detail, demonstrating the potential of neural networks in identifying hidden market patterns. An innovative approach based on the analysis of the news background and its correlation with the price dynamics of cryptocurrencies is also studied. The results of Daniel Chen's research on multicriteria statistical analysis of the cryptocurrency market, including the study of the relationship between market capitalisation and various metrics of cryptocurrency popularity in social networks, are presented. The main problems and limitations of existing forecasting models are identified, particularly their low efficiency during periods of high volatility and the difficulty of considering external factors of influence. The necessity of an integrated approach to forecasting, combining the analysis of technical, fundamental and social factors, is substantiated. The article identifies promising areas for further research in the field of forecasting the value of cryptoassets, including improving methods for integrating heterogeneous data and developing algorithms that are more resistant to market fluctuations, as well as exploring the possibilities of using transformers and other modern neural network architectures to improve the accuracy of long-term forecasts.

Key words: *cryptocurrency, value forecasting, machine learning, recurrent neural networks, LSTM model, bitcoin, multicriteria analysis, market capitalisation, crypto market volatility, web-based analytical systems.*

Постановка проблеми

Наростаюча швидкість розвитку біржової торгівлі безумовно є стимулом, що підштовхує розвитку все більш досконалих різноманітних методів аналізу даних, що породжуються фінансовими ринками, як складними організаційними системами. Для аналізу багатокритеріальної інформації, з якої складається поточний стан ринкової системи, перед аналітиком стоїть завдання вибору найбільш зручних, поширених, у той же час, достовірних інструментів для підтримки прийняття ним рішення про направлення укладання угоди з тим чи іншим фінансовим інструментом.

На зміну інтуїтивної торгівлі, заснованої на власних припущеннях, приходять потужні інструменти системного аналізу станів ринкових систем, що ґрунтуються на найсучасніших розробках у сфері штучного інтелекту. Дедалі більше професійних трейдерів постають бік технічного аналізу, що передбачає незалежність тимчасового низки котирувань конкретного фінансового інструменту з інших. Орієнтованість на самоопис тимчасового ряду, тобто припущення, що всі залежності та настрої ринку вже самі собою включені в динаміку тимчасового ряду, веде до зменшення прихильників використання фундаментального аналізу ринків, що вираховують величину капіталізації, оборотів, чистого прибутку та інших економічних показників компаній-емітентів для визначення справжньої вартості їхніх акцій. Тимчасовий ряд кожного фінансового інструменту формується як динамічна колективна поведінка ринкової спільноти, ґрунтуючись на реакціях учасників ринку на події, що відбуваються. Ще з розвитку хвильової теорії Елліотта зміцнюється думка, що в самих часових рядах фінансових інструментів містяться приховані залежності та закономірності, виявлення яких гарантує високий рівень передбачуваності поведінки ринку. З появою нейромережевого апарату у прибічників даних ідей з'явилися реальні можливості утвердитися у своїй думці і практично застосовувати нейромережеві моделі визначення внутрішніх не очевидних закономірностей розвитку динамічної системи – ринку конкретного фінансового інструмента.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Сербський підприємець та розробник Огньєн Гатало створив бота в Twitter, який кожні дві години мав публікувати прогнозні котирування біткоїну на наступні кілька днів, використовуючи історичні дані [1]. Марко Сантос використав LSTM-модель для свого прогнозного інструменту, а як джерело даних вибрав Yahoo Finance. За задумом розробника, алгоритм мав аналізувати коливання ціни за останні 30 днів і передбачати курс біткоїну до долара на найближчі 10 днів [2].

Австралійський розробник Дерк Зомер розробив алгоритм, який передбачав ціну біткоїну на найближчі 20 хвилин за допомогою рекурентної нейромережі та LSTM-моделі [3]. Американський підприємець Фредерік Рівероллa, застосувава алгоритм який спробував будувати прогнози з використанням штучного інтелекту, використовуючи не тільки історичні дані про ціну, але й заголовки новин [4].

Даніель Чен, засновник проекту OpenToken та експерт компанії Andreessen Horowitz, зайнявся розробкою власного алгоритму аналізу статистичних даних для виявлення їхньої кореляції з ринковою капіталізацією криптовалюти [5]. Олександр Бизкровний, Кирило Смеляков та Анастасія Чуприна у своєму дослідженні розглянули методи прогнозування ціни Ethereum на основі регресійного аналізу. Вони визначили перелік факторів, що можуть впливати на ціну криптовалюти, та дослідили їхній взаємозв'язок [6].

Інші науковці (Nisarg P. Patel, Raj Parekh, Nihar Thakkar, Rajesh Gupta та Sudeep Tanwar) у своєму дослідженні застосували кілька алгоритмів глибокого навчання для точного прогнозування цін криптовалют та аналізу факторів, що на них впливають. Зокрема, вони використали рекурентний блок (GRU), довготривалу короткочасну пам'ять (LSTM) та авторегресійне інтегроване ковзне середнє з пояснювальною змінною (ARIMAX), що дозволило підвищити точність передбачення ринкових тенденцій [7].

Ганна Данильчук, Оксана Ковтун, Любов Кібальник та Олексій Сисоєв у своєму дослідженні проаналізували рекурентні діаграми, які дозволяють оцінити стабільність криптовалют. Результати моделювання показали, що найбільшу стійкість демонструють криптовалюти з найвищою ринковою капіталізацією, зокрема Bitcoin та Ripple, що підтверджує їхню меншу схильність до різких коливань порівняно з менш капіталізованими активами [8].

Василь Дербенцев, Наталія Даценко, Ольга Степаненко та Віталій Безкоровайний виконали короткострокове прогнозування (від 5 до 30 днів) для трьох найбільш капіталізованих криптовалют – Bitcoin, Ethereum і Ripple. У своєму дослідженні вони встановили, що підхід із використанням моделі машинного навчання Binary Auto Regressive Tree (BART) забезпечує вищу точність прогнозування часових рядів криптовалют порівняно з традиційними моделями ARIMA-ARFIMA. Ця перевага особливо помітна як у періоди повільного зростання чи падіння, так і під час перехідних фаз ринку, коли змінюється тренд [9].

Ще одна група науковців (Dehua Shen, Andrew Urquhart та Pengfei Wang) дослідила взаємозв'язок між увагою інвесторів та ключовими показниками ринку біткойна, такими як дохідність, обсяг торгів і реалізована волатильність. Їхнє дослідження демонструє, що рівень зацікавленості інвесторів може мати значний вплив на динаміку ринку, зокрема на коливання цін та ліквідність активу [10].

Формулювання мети дослідження

Метою роботи є аналіз моделей та методів для ефективного прогнозування міжбіржової вартості цифрових криптоактивів.

Викладення основного матеріалу дослідження

В останні п'ять років робилися спроби передбачити курс біткойну в парі з доларом. Стартапи, дослідні групи та ентузіасти досі не залишають спроб створити алгоритм, який зміг би передбачати поведінку цифрового золота на біржі у короткостроковій та довгостроковій перспективах.

Рекурентні нейронні мережі та прогнозована аналітика.

Розробники алгоритмів машинного навчання використовують різні підходи у створенні прогнозних інструментів. Найбільш популярні з них – рекурентна нейронна мережа та модель з довгою короткостроковою пам'яттю (LSTM).

LSTM-модель – це різновид рекурентної нейронної мережі, яка може запам'ятовувати довгострокові залежності. Подібно до того, як ми використовуємо попередній досвід для прогнозування майбутніх подій, нейромережа здатна запам'ятовувати інформацію протягом тривалих періодів і швидко знаходити закономірності (див. рис. 1).

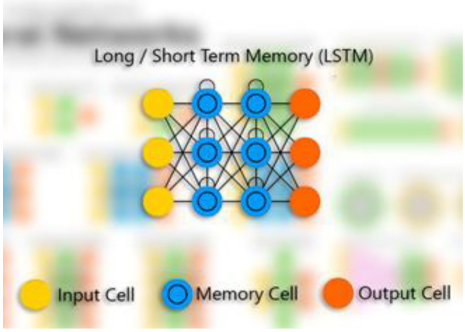

Рис. 1. LSTM-модель

Перші спроби передбачити ціну біткоїну робилися за часів буму, який припав на кінець 2017 року. Сербський підприємець та розробник Огньєн Гатало [1] створив бота в Twitter, який кожні дві години мав публікувати прогнозні котирування біткоїну на наступні кілька днів, використовуючи історичні дані. Для цього він використав API blockchain.info (сьогодні blockchain.com), звідки алгоритм збирав дані про ціни за останні два місяці і методом пошуку найближчих сусідів намагався вгадати майбутні коливання.

Спроба розробника не мала успіху. Алгоритм враховував лише історичні дані про ціни, тоді як вартість впливає безліч інших чинників.

Іншу спробу вже в 2019 зробив американський розробник алгоритмів машинного навчання Марко Сантос [2]. Марко використав LSTM-модель для свого прогнозного інструменту, а як джерело даних вибрав Yahoo Finance. За задумом розробника, алгоритм мав аналізувати коливання ціни за останні 30 днів і передбачати курс біткоїну до долара на найближчі 10 днів.

Як і в попередньому прикладі, алгоритм спирався лише на історичні дані, проте метод навчання алгоритму, а саме використання LSTM-моделі, дозволив розробнику досягти більш точних прогнозів. Марко попереджає, що його алгоритм може мати похибки, адже ніхто – ні людина, ні алгоритми не можуть достовірно передбачати майбутнє.

Нейронна мережа може лише відображати тренди, сформовані минулого досвіду. Фактичні ціни на біткоїн, які аналізуються за умовою останніх 10-ти днів (синій графік) та прогнозовані значення рекурентної нейромережі, котрі також аналізуються за останні 10 днів (червоний графік) (див. рис. 2–3).

Рис. 2. Фактична та прогнозована ціна біткойну

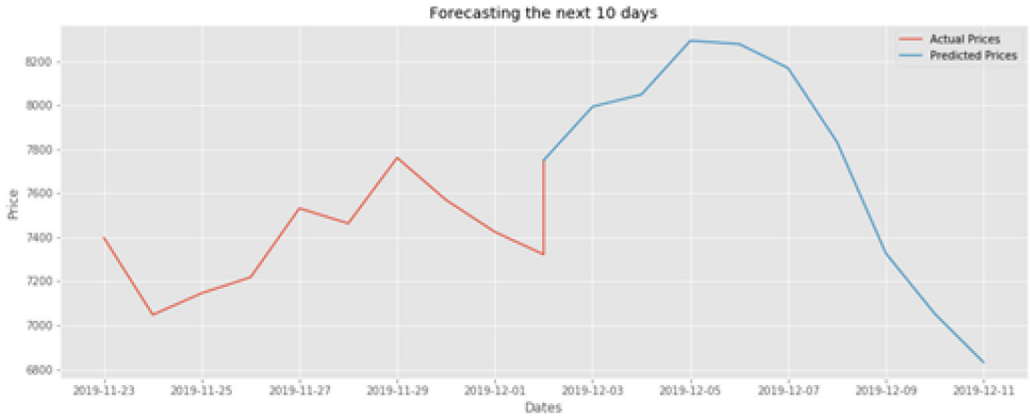

Рис. 3. Приклад передбачення ціни на біткоїн за допомогою алгоритму на базі LSTM-моделі

У 2020 році австралійський розробник Дерк Зомер [3] розробив алгоритм, який передбачав ціну біткоїну на найближчі 20 хвилин за допомогою рекурентної нейромережі та LSTM-моделі. Результати показали, що нейромережі здатні передбачати курс, ґрунтуючись лише на простих фінансових даних. Проте, за заявою самого розробника, з погляду трейдерських перспектив така модель є абсолютно марною.

Інший приклад, що заслуговує на увагу – алгоритм американського підприємця Фредеріка Ріверолла [4], який спробував будувати прогнози з використанням штучного інтелекту, використовуючи не тільки історичні дані про ціну, але й заголовки новин.

Для свого алгоритму Фредерік використовував два датасети: Bitcoin vs USD та Fox Business News, дані з яких були оброблені та зіставлені за датою. Нейронна мережа виявила ряд закономірностей між ключовими словами в заголовках новин та ціною першої криптовалюти (див. рис. 4).

Наприклад, коли у ЗМІ обговорювали імпічмент президента Трампа, ціна біткоїну зростала, а коли ЗМІ писали про Netflix – падала. Саме ці кореляційні ознаки використала розроблена модель для подальших передбачень.

В результаті тестування алгоритм показав точність 64,7 %, що недостатньо для впевненого прогнозування. Проте експеримент показав, що якщо враховувати більше факторів, які можуть впливати на курс, то можна отримати більш точні передбачення.

Класичні технічний та фундаментальний аналіз, хоч і вважаються робочими методиками, що підходять для будь-якого ринку, влаштовують далеко не кожного трейдера та інвестора. Як альтернатива у 2018 році починає

Top Positive

impeachment	0.447335
inquiry	0.391116
accused	0.384820
fund	0.362142
test	0.348505
despite	0.346509
reach	0.315199
negotiations	0.315199
hedge	0.315199
fire	0.302148
billionaire	0.301100
judge	0.297549
tesla	0.297549
elon	0.297549
jpmorgan	0.297294
zero	0.297294
2019	0.297294
papa	0.297294
claims	0.297294
allowed	0.297294
groundbreaking	0.297294
pro	0.297294
return	0.297294
holiday	0.297294

Top Negative

netflix	-0.271937
oracle	-0.271937
program	-0.271937
chief	-0.271937
delivery	-0.245845
releases	-0.245845
proposal	-0.245845
maker	-0.245845
oxycontin	-0.245845
dead	-0.245845
hurd	-0.245845
protesters	-0.245845
bezos	-0.245845
battle	-0.244474
	-0.240870
500	-0.217806
jeff	-0.217806
earnings	-0.217806
bills	-0.217806
gets	-0.217806
crane	-0.217806
fan	-0.217806
charges	-0.217806

Рис. 4. Топ позитивних і негативних кореляцій заголовків новин і ціни біткоїну

набирати популярність аналіз об'єктивних статистичних даних щодо кожної криптовалюти (кількість користувачів, передплатників, лістинг у криптобіржах, динаміка попередньої зміни ціни тощо).

На основі цих даних, систематизованих у таблиці, будуються кореляційні моделі, та визначається залежність ціни (капіталізації) криптоактиву від різних параметрів.

Спрощено система працює в такий спосіб. Аналізується конкретний параметр (наприклад, кількість передплатників топового телеграм-каналу криптовалюти). Чим більше криптовалют беруть участь у порівнянні, тим більше об'єктивні дані будуть отримані.

Наприклад, у криптовалюти *N* при капіталізації $100 млрд 50 000 передплатників у Телеграм, а криптовалюти *M* при капіталізації $200 млрд 90 000 передплатників.

Далі показники усереднюються, виводиться загальний параметр капіталізації, наприклад, для 1000 передплатників. Після отримання цього параметра можна прогнозувати зростання або падіння капіталізації кожної конкретної криптовалюти, знаючи кількість передплатників її телеграм-каналу в даний момент, та розбіжність відношення цієї кількості до ціни із середньостатистичною.

Проте кількість передплатників у Telegram, Reddit чи Twitter – це лише один із можливих параметрів, причому далеко не факт, що його аналіз дає найбільш об'єктивну інформацію. Роблячи ставку лише на один параметр, експерт потрапляє у залежність від нього. Якщо за фактом ці дані виявляться незначними для ринку, весь прогноз буде марним. Саме тому найефективнішою технікою побудови торгових алгоритмів на основі статистики є багатокритеріальний аналіз. Він передбачає врахування десятків параметрів для виявлення залежностей.

Даніель Чен, засновник проекту OpenToken та експерт компанії Andreessen Horowitz, зайнявся розробкою власного алгоритму аналізу статистичних даних для виявлення їхньої кореляції з ринковою капіталізацією криптовалюти [5].

Алгоритм на основі CRV Crypto Research.

Розробивши власний код, Чен продемонстрував його роботу на основі таблиці CRV Crypto Research (див. рис. 5), в якій представлена статистика, що постійно оновлюється, за 51 найбільшою світовою криптовалютою.

Варто зазначити, що сам Чен вважає цю таблицю найкращим джерелом інформації через співвідношення кількості рядків до кількості стовпців (51 до 21). На думку Чена, це співвідношення має бути мінімум 10:1.

Далі, для кожного параметра визначається значення кореляції з ринковою капіталізацією (див. рис. 6).

Значення справа – це коефіцієнти детермінації, чи кореляційні коефіцієнти, зведені квадрат. Як правило, саме детермінацію розглядають як основний показник.

Квадрат R у першому рядку дорівнює 0.138249, на графіку це буде виглядати наступним чином (див. рис. 7).

Цей параметр далекий від оптимального, тому що найкращий коефіцієнт кореляції – це 1. Найближче до цього значення параметр Число користувачів Reddit і Ринкова капіталізація, що дорівнює 0,81.

Щоб знизити неоднорідність показань, можна впорядкувати дані за логарифмічною шкалою. Після цього параметри виглядатимуть так, як показано на рис. 9.

Тепер дані виглядають ближчими та впорядкованими, проте логарифмування вплинуло на деякі показники. Зокрема, квадрат R для «Кількість користувачів Reddit та Ринкова капіталізація» знизився з 0.81 до 0.36 (див. рис. 10).

Чен пропонує провести перевірку статистичних гіпотез. Щоб ще більше не заглиблюватися в специфічні формулювання та розрахунки, одразу виведемо отримані значення та визначимо, що вони демонструють (див. рис. 11).

fx Coin Name

	A	I	J	K	L	M	N	O
1	Coin Name	Telegram Members in Top Group	Reddit Members	Exchanges Listed	# of Top 5 Exchanges (Binance, Bithumb, Bitfinex, OKEx, Bittrex)	One Month Return	One Year Return	Market Cap
2	Bitcoin	30,791	697,401	47	5	-44.90%	12204.75%	$190,352,398,47
3	Ethereum	8,065	296,617	44	5	38.63%	9934.28%	$10,300,976,513
4	Ripple	50,789	168,173	19	5	28.16%	20098.93%	$51,141,091,991
5	Litecoin	24,118	180,619	41	5	-34.38%	4731.55%	$9,923,518,339.0
6	Monero	6,808	101,977	14	5	-13.96%	2537.35%	$4,893,445,689.0
7	Stellar	8,395	63,145	6	3	160.88%	27545.04%	$10,758,477,852
8	NEO	10,781	71,120	13	4	128.66%	113400.82%	$9,079,525,000.0
9	Cardano	11,053	49,016	3	2	50.12%	3307.25%	$16,641,497,641
10	EOS	28,019	28,640	15	4	71.02%	1298.06%	$9,036,164,877.0
11	Bitcoin Cash	5,548	28,870	40	5	-44.83%	201.44%	$27,947,513,796
12	Verge	27,480	44964	8	2	-51.97%	513111.11%	$1,340,790,909.0
13	Dogecoin	2,177	107,378	19	1	-17.55%	3651.47%	$864,149,520.00
14	IOTA	10,948	103324	3	2	-33.52%	278.44%	$6,726,213,127.0
15	Qtum	12,523	11,199	18	5	-30.89%	536.09%	$3,006,016,347.0
16	Dash	5,782	19,150	25	3	-32.02%	5493.75%	$6,314,844,100.0
17	Siacoin	7,888	29,102	4	1	22.67%	11284.50%	$1,222,412,091.0
18	Zcash	1,837	11,044	22	4	-17.04%	106961.27%	$1,477,235,803.0
19	Ethereum Classic	4,915	14,200	24	4	-11.44%	2044.03%	$2,855,634,847.0
20	Lisk	2,593	25,298	11	2	-10.50%	14593.72%	$2,523,583,544.0
21	Status	2,492	5,162	10	3	114.89%	373.66%	$1,015,491,320.0
22	Augur	1,351	7,277	12	2	-2%	1876.04%	$943,338,000.00

Рис. 5. Вхідні дані курсів криптовалют

1. Кількість комітів і Ринкова капіталізація R^2: 0.138249
2. Кількість учасників і Ринкова капіталізація R^2: 0.130249
3. Кількість комітів на місяць і Ринкова капіталізація R^2: 0.002144
4. Кількість учасників на місяць і Ринкова капіталізація R^2: 0.091301
5. Кількість учасників у топових Telegram-каналах і Ринкова капіталізація R^2: 0.159053
6. Кількість користувачів Reddit і Ринкова капіталізація R^2: 0.806415
7. Лістинг на криптобіржах і Ринкова капіталізація R^2: 0.298320
8. Кількість у топ-5 біржах і Ринкова капіталізація R^2: 0.150254
9. Кількість хештегів у твітах (30 днів) і Ринкова капіталізація R^2: 0.368655
10. Кількість новинних згадок (30 днів) і Ринкова капіталізація R^2: 0.771270
11. Кількість підписників у Twitter і Ринкова капіталізація R^2: 0.443522

Рис. 6. Кореляція криптовалют з ринковою капіталізацією

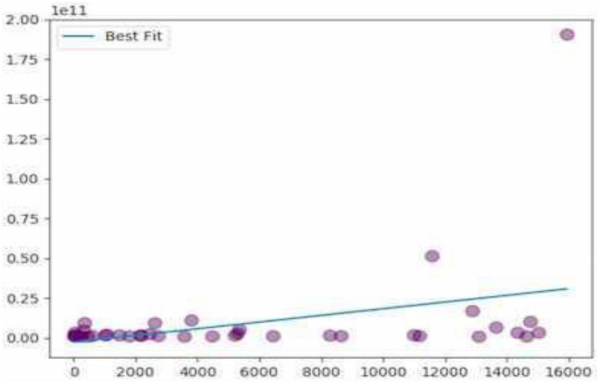

Рис. 7. Графік кореляції криптовалют з ринковою капіталізацією

Загальна оцінка коефіцієнтів показує, що капіталізація криптовалют найбільше залежить від популярності цифрового активу. Однак ці дані отримано за вже зібраною статистикою. Не зовсім зрозуміло, як на основі цього складатиме прогноз.

Для оцінки динаміки зміни капіталізації було вирішено провести останній експрес-тест зміни співвідношення капіталізації та кількості передплатників за певний період. Після того, як були видалені значення, що різко відхиляються, отримали наступну залежність, зображену на рис. 12.

Це означає, що за певний період зі зростанням кількості передплатників сторінки криптовалюти в Reddit її капіталізація падала!

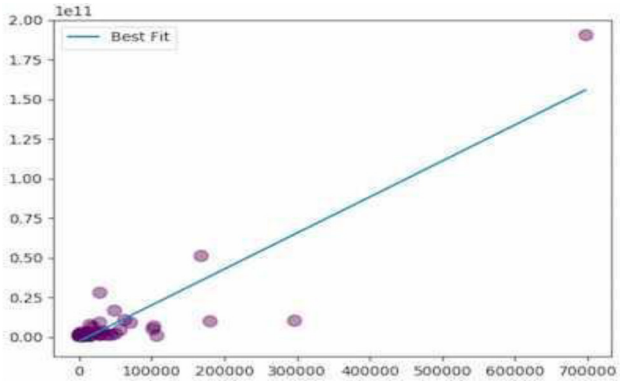

Рис. 8. Прогнозування коефіцієнту кореляції

1. Кількість комітів і Ринкова капіталізація R^2: 0.083247
2. Кількість учасників і Ринкова капіталізація R^2: 0.094291
3. Кількість комітів на місяць і Ринкова капіталізація R^2: 0.091181
4. Кількість учасників на місяць і Ринкова капіталізація R^2: 0.151921
5. Кількість учасників у топових Telegram-каналах і Ринкова капіталізація R^2: 0.130186
6. Кількість користувачів Reddit і Ринкова капіталізація R^2: 0.357688
7. Лістинг на криптобіржах і Ринкова капіталізація R^2: 0.303370
8. Кількість у топ-5 біржах і Ринкова капіталізація R^2: 0.395840
9. Кількість хештегів у твітах (30 днів) і Ринкова капіталізація R^2: 0.426500
10. Кількість новинних згадок (30 днів) і Ринкова капіталізація R^2: 0.484609
11. Кількість підписників у Twitter і Ринкова капіталізація R^2: 0.353295

Рис. 9. Впорядковані дані за логарифмічною шкалою

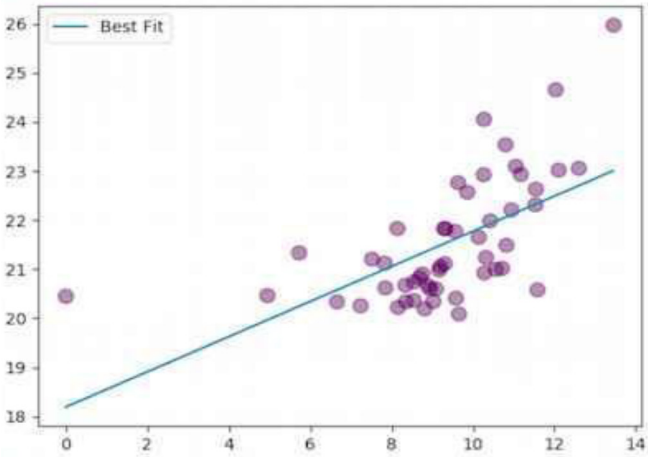

Рис. 10. Графік кореляції криптовалют з ринковою капіталізацією після логарифмування

1. Кількість комітів і Ринкова капіталізація p-значення: 0.074861
2. Кількість учасників і Ринкова капіталізація p-значення: 0.057240
3. Кількість комітів на місяць і Ринкова капіталізація p-значення: 0.061724
4. Кількість учасників на місяць і Ринкова капіталізація p-значення: 0.014175
5. Кількість учасників у топових Telegram-каналах і Ринкова капіталізація p-значення: 0.009292
6. Кількість користувачів Reddit і Ринкова капіталізація p-значення: 0.000004
7. Лістинг на криптобіржах і Ринкова капіталізація p-значення: 0.000028
8. Кількість у топ-5 біржах і Ринкова капіталізація p-значення: 0.000001
9. Кількість хештегів у твітах (30 днів) і Ринкова капіталізація p-значення: 0.000000
10. Кількість новинних згадок (30 днів) і Ринкова капіталізація p-значення: 0.000000
11. Кількість підписників у Twitter і Ринкова капіталізація p-значення: 0.000007

Рис. 11. Дані за умови накладання статистичних гіпотез

В даному випадку частина оцінювального періоду потрапила на зиму 2018 року, коли весь криптовалютний ринок увійшов у глибоку корекцію. Однак наша статистична система повинна враховувати всі фактори, і не піддаватися їхньому впливу – інакше вона не вважатиметься універсальною.

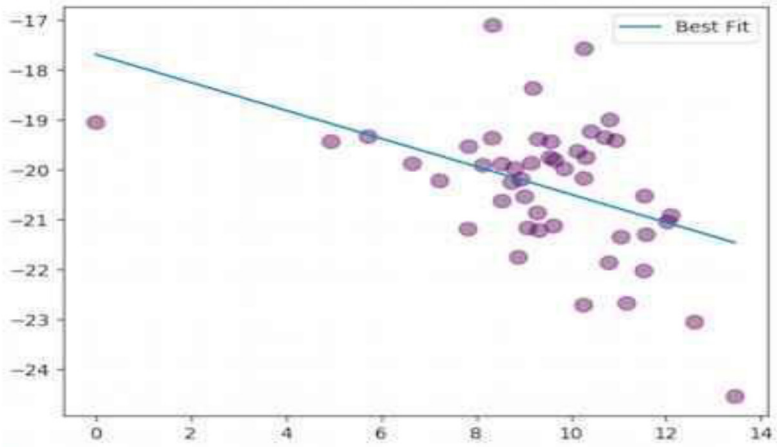

Рис. 12. Динаміка зміни капіталізації після накладання статистичних даних

Отримані внаслідок цього експерименту дані дозволяють зрозуміти наступне:

- Система, побудована на аналізі статистики, не враховує зовнішні чинники, може видавати невірні чи суперечливі прогнози у періоди сильної волатильності.
- Найчастіше дані, які здаються найважливішими, практично не надають жодного впливу зміну капіталізації.
- Пошук кореляції між окремими параметрами – це лише невелика складова кількісного аналізу. Для отримання максимально об'єктивних даних потрібні величезні обсяги статистичних даних.

На сьогоднішній день усі спроби створити надійний інструмент на базі штучного інтелекту виявилися марними.

Так, практично вже вдавалося створювати відносно точні алгоритми, проте вони все ще непридатні для довгострокового прогнозування. Висока волатильність, непередбачуваність та нестача даних ускладнюють завдання розробників.

Висновки

У ході дослідження було проаналізовано різні моделі аналітичних веб-систем для прогнозування міжбіржової вартості цифрових криптоактивів. Було встановлено, що класичні підходи, які базуються виключно на історичних даних, не забезпечують достатньої точності прогнозів через високу волатильність криптовалютних ринків та їхню залежність від зовнішніх факторів.

Застосування сучасних інструментів машинного навчання, зокрема рекурентних нейронних мереж та моделей з довгою короткостроковою пам'яттю, дало змогу досягти певного покращення у точності прогнозів. Однак навіть ці моделі залишаються вразливими до неочікуваних змін ринку та не можуть забезпечити високої достовірності у довгостроковому прогнозуванні.

Дослідження показали, що включення додаткових факторів, таких як новинний фон чи соціальні метрики (кількість підписників у соцмережах), може підвищити точність прогнозів. Проте використання окремих параметрів без комплексного багатокритеріального аналізу може призвести до спотворення результатів.

Найбільшу ефективність демонструють підходи, що базуються на багатофакторному аналізі великих обсягів статистичних даних. Проте й ці методи мають обмеження під час періодів високої волатильності або різких коливань ринку.

Загалом, створення універсального алгоритму для точного довгострокового прогнозування вартості криптоактивів залишається складним завданням. Основними викликами є нестабільність ринку, складність у врахуванні зовнішніх факторів та обмеженість доступних даних. Подальші дослідження мають зосередитися на вдосконаленні методів інтеграції різнорідних даних та розробці нових підходів для підвищення точності прогнозів.

Список використаної літератури

1. Ognjen Gatalo. Giving a twitter bot ability to predict bitcoin value based on historical data. *Hackernoon*. 21.12.2017. URL: https://hackernoon.com/giving-a-twitter-bot-ability-to-predict-bitcoin-value-based-on-historical-data-dbe237c40430

2. Marco Santos. Predict Bitcoin Prices with Deep Learning. *Towards Data Science*. 05.12.2019. URL: https://towardsdatascience.com/predicting-bitcoin-prices-with-deep-learning-438bc3cf9a6f/

3. Derk Zoomer. Using machine learning to predict future bitcoin prices. *Medium*. 17.05.2020. URL: https://medium.com/towards-data-science/using-machine-learning-to-predict-future-bitcoin-prices-6637e7bfa58f

4. Federico Riveroll. Predicting Bitcoin Price with News using Python. *Medium*. 06.11.2019. URL: https://medium.com/swlh/predicting-bitcoin-price-with-business-news-python-f3bcf60f5818

5. Daniel Chen. Building A Good Cryptocurrency Model Is Harder Than You Think. *Hackernoon*. 11.02.2018. URL: https://hackernoon.com/building-a-good-cryptocurrency-model-is-harder-than-you-think-b4f590edc8e9

6. Oleksandr Byzkrovnyi, Kirill Smelyakov, Anastasiya Chupryna, Approaches for Cryptocurrency Price Prediction, IEEE 9th International Conference on Problems of Infocommunications, Science and Technology (PIC S&T), Kharkiv, Ukraine, pp. 75–80, (2022) https://doi.org/10.1109/PICST57299.2022.10238480

7. N. P. Patel et al., "Fusion in Cryptocurrency Price Prediction: A Decade Survey on Recent Advancements, Architecture, and Potential Future Directions", in IEEE Access, vol. 10, pp. 34511–34538, (2022), https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3163023

8. Hanna Danylchuk, Oksana Kovtun, Liubov Kibalnyk, Oleksii Sysoiev "Monitoring and modelling of cryptocurrency trend resistance by recurrent and R/S-analysis" E3S Web of Conferences 166, 13030 (2020) https://doi.org/10.1051/e3sconf/202016613030

9. Vasily Derbentsev, Natalia Datsenko, Olga Stepanenko, Vitaly Bezkorovainyi Forecasting cryptocurrency prices time series using machine learning approach, SHS Web of Conferences 65, 02001 (2019) https://doi.org/10.1051/shsconf/20196502001

10. Shen Dehua, Andrew Urquhart, Pengfei Wang. Does twitter predict bitcoin?, Economics Letters, 174, 118–122. (2019). https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.11.007

References

1. Ognjen Gatalo. Giving a twitter bot ability to predict bitcoin value based on historical data. *Hackernoon*. 21.12.2017. URL: https://hackernoon.com/giving-a-twitter-bot-ability-to-predict-bitcoin-value-based-on-historical-data-dbe237c40430 [in English].

2. Marco Santos. Predict Bitcoin Prices with Deep Learning. Towards Data Science. 05.12.2019. URL: https://towardsdatascience.com/predicting-bitcoin-prices-with-deep-learning-438bc3cf9a6f/ [in English].

3. Derk Zoomer. Using machine learning to predict future bitcoin prices. Medium. 17.05.2020. URL: https://medium.com/towards-data-science/using-machine-learning-to-predict-future-bitcoin-prices-6637e7bfa58f [in English].

4. Federico Riveroll. Predicting Bitcoin Price with News using Python. Medium. 06.11.2019. URL: https://medium.com/swlh/predicting-bitcoin-price-with-business-news-python-f3bcf60f5818

5. Daniel Chen. Building A Good Cryptocurrency Model Is Harder Than You Think. Hackernoon. 11.02.2018. URL: https://hackernoon.com/building-a-good-cryptocurrency-model-is-harder-than-you-think-b4f590edc8e9 [in English].

6. Oleksandr Byzkrovnyi, Kirill Smelyakov, Anastasiya Chupryna, Approaches for Cryptocurrency Price Prediction, IEEE 9th International Conference on Problems of Infocommunications, Science and Technology (PIC S&T), Kharkiv, Ukraine, pp. 75–80, (2022) https://doi.org/10.1109/PICST57299.2022.10238480 [in English].

7. N. P. Patel et al., "Fusion in Cryptocurrency Price Prediction: A Decade Survey on Recent Advancements, Architecture, and Potential Future Directions", in IEEE Access, vol. 10, pp. 34511–34538, (2022), https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3163023 [in English].

8. Hanna Danylchuk, Oksana Kovtun, Liubov Kibalnyk, Oleksii Sysoiev "Monitoring and modelling of cryptocurrency trend resistance by recurrent and R/S-analysis" E3S Web of Conferences 166, 13030 (2020) https://doi.org/10.1051/e3sconf/202016613030 [in English].

9. Vasily Derbentsev, Natalia Datsenko, Olga Stepanenko, Vitaly Bezkorovainyi Forecasting cryptocurrency prices time series using machine learning approach, SHS Web of Conferences 65, 02001 (2019) https://doi.org/10.1051/shsconf/20196502001 [in English].

10. Shen Dehua, Andrew Urquhart, Pengfei Wang. Does twitter predict bitcoin?, Economics Letters, 174, 118–122. (2019). https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.11.007 [in English].