

A. С. ВЕЧЕРКОВСЬКА

кандидат технічних наук,
доцент кафедри програмних систем та технологій
Київський національний університет імені Тараса Шевченка
ORCID: 0000-0003-2054-2715

С. В. ПОПЕРЕШНЯК

кандидат технічних наук, доцент,
доцент кафедри інформатики та програмної інженерії
Національний технічний університет України
«Київського політехнічного інституту імені Ігоря Сікорського»
ORCID: 0000-0002-0531-9809

ОГЛЯД АЛГОРИТМІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ТА ЇХ ЗАСТОСУВАННЯ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЦІН КУПІВЛІ КРИПТОВАЛЮТИ

У даній роботі надається вичерпний огляд сучасних алгоритмів машинного навчання та їхньої застосування в контексті прогнозування цін на купівлю криптовалюти. Криптовалютний ринок є особливо цікавим для інвесторів через свою високу волатильність, яка, з одного боку, створює можливості для прибуткових операцій, а з іншого – вимагає точних прогнозів для визначення вигідних моментів покупки та продажу.

Важливо враховувати, що аналіз цінових тенденцій та прогнозування майбутніх змін в умовах такої високої ринкової нестабільності стає справжнім викликом для торговців та інвесторів. Алгоритми машинного навчання є потужним інструментом у руках фахівців, які прагнуть зробити точні та обґрунтовані прогнози.

Що стосується прикладів застосування алгоритмів машинного навчання, вони розглядаються в різних предметних галузях. Серед різноманітних алгоритмів, ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) видається особливо ефективним для аналізу часових рядів цін на криптовалюту. ARIMA є статистичною моделлю, яка поєднує авторегресію, інтеграцію та ковзне середнє. Цей підхід особливо корисний для прогнозування цінових тенденцій, оскільки враховує попередні значення цін та їх зміни в часі. У той же час, регресійні моделі, наприклад, лінійна регресія чи нейронні мережі, дозволяють прогнозувати конкретні значення цін на певний часовий період.

У той же час, регресійні моделі, які використовуються для прогнозування конкретних значень, такі як лінійна регресія чи нейронні мережі, можуть забезпечити більш деталізовані прогнози цін на певний часовий період. Нейронні мережі, зокрема, можуть автоматично виявляти складні патерни в даних та адаптуватися до змін в ринкових умовах.

Зазначимо, що використання ARIMA та інших алгоритмів машинного навчання в аналізі криптовалютного ринку є важливим кроком у напрямку розуміння й прогнозування динаміки цін, що, в свою чергу, сприяє ефективному управлінню портфелем та прийняттю обґрунтованих рішень в умовах фінансової нестабільності.

Ключові слова: алгоритми машинного навчання, криптовалюта, прогнозування ціни, ARIMA.

A. S. VECHERKOVSKAYA

Candidate of Technical Sciences,
Associate Professor at the Department of Software Systems and Technologies
Taras Shevchenko National University of Kyiv
ORCID: 0000-0003-2054-2715

S. V. POPERESHNYAK

Candidate of Technical Sciences, Associate Professor,
Associate Professor at the Department of Informatics and Software Engineering
National Technical University of Ukraine
“Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”
ORCID: 0000-0002-0531-9809

OVERVIEW OF MACHINE LEARNING ALGORITHMS AND THEIR APPLICATION FOR PREDICTION OF CRYPTOCURRENCY PURCHASE PRICES

This work provides a comprehensive overview of modern machine learning algorithms and their application in forecasting cryptocurrency purchase prices. The cryptocurrency market is particularly intriguing for investors due to its high volatility, which presents both opportunities for profitable operations and challenges that demand precise predictions to identify advantageous moments for buying and selling.

Analyzing price trends and forecasting future changes in the midst of such high market instability poses a real challenge for traders and investors. Machine learning algorithms serve as powerful tools for professionals seeking accurate and well-founded predictions.

Regarding examples of machine learning algorithm applications, various fields are explored. Among the diverse algorithms, Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) stands out as particularly effective for analyzing time series of cryptocurrency prices. ARIMA is a statistical model that combines autoregression, integration, and moving average components. This approach proves valuable for forecasting price trends by considering previous price values and their changes over time. Additionally, regression models such as linear regression or neural networks allow for predicting specific price values over a certain time period.

Regression models used to forecast specific values, like linear regression or neural networks, can provide more detailed price forecasts over a specific time period. Neural networks, in particular, can automatically detect complex patterns in data and adapt to changes in market conditions.

It's noteworthy that the utilization of ARIMA and other machine learning algorithms in cryptocurrency market analysis represents a significant step toward understanding and predicting price dynamics. This, in turn, facilitates effective portfolio management and the formulation of well-informed decisions amid financial instability.

In conclusion, the integration of ARIMA and various machine learning algorithms into the analysis of the cryptocurrency market is a crucial advancement in comprehending and forecasting price dynamics. This advancement contributes to efficient portfolio management and the ability to make informed decisions in the face of financial instability.

Key words: machine learning algorithms, cryptocurrency, price forecasting, ARIMA.

Постановка проблеми

Алгоритми машинного навчання використовуються усюди – починаючи від камер зовнішнього нагляду, спостереженням за слідуванням правил дорожнього руху, закінчуючи розподілом навантаження на лопатки турбіни на великих ТЕС. Алгоритми машинного навчання, також використовуються у завданнях для автоматичного виявлення закономірностей і побудови моделей на основі вхідних даних.

Саме у сферах, де потрібно монотонно опрацьовувати та аналізувати об'єми даних будуть корисні інструменти машинного навчання. Основні області застосування алгоритмів машинного навчання включають: класифікація (алгоритми машинного навчання можуть класифікувати об'єкти або дані на певні категорії на основі попереднього навчання), регресія (алгоритми машинного навчання також можуть передбачати числові значення на основі попереднього навчання), кластеризація (алгоритми кластеризації групують схожі об'єкти разом без надання їм попередніх міток або категорій), рекомендаційні системи (алгоритми машинного навчання використовуються для рекомендаційних систем, які аналізують вподобання індивіда або групи та надають рекомендації щодо товарів, послуг або контенту, які ймовірно зацікавлять користувачів), обробка природної мови (алгоритми машинного навчання використовуються для аналізу та розуміння людської мови), комп'ютерне зорове сприйняття (алгоритми машинного навчання використовуються для розпізнавання об'єктів на зображеннях і відео, виявлення облич, вирізання заднього фону та багатьох інших задач у сфері комп'ютерного зору).

Наведено лише декілька прикладів застосування алгоритмів машинного навчання, вони, також, широко використовуються в багатьох інших галузях, таких як медицина, фінанси, автономні автомобілі, промисловість та багато іншого. Алгоритми машинного навчання можуть аналізувати великі обсяги даних та шукати закономірності, що допомагають передбачати майбутні зміни цін. Це означає що подібні алгоритми можливо використовувати для прогнозування ціни купівлі криптовалюти. Ринок криптовалют відомий своєю високою волатильністю, що створює можливості для прибуткових операцій, але також вимагає точних прогнозів для виявлення вигідних моментів покупки.

Ринок криптовалют також є складним і залежить від багатьох факторів, таких як новини, події в галузі, регуляторні рішення та інше. Алгоритми машинного навчання можуть аналізувати ці фактори, а також інші впливові чинники, щоб прогнозувати ціни криптовалют на основі комплексного набору даних.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Останні роки великої популярності набули різноманітні алгоритми машинного навчання та їх застосування до операцій на криптовалютній біржі. Задачею інженерії ознак як етапу інформаційної технології прогнозування курсу криптовалют займається велика кількість науковців провідних країн світу [1]–[4]. Але у їхній переважній більшості властива відсутність системного підходу до відбору ознак. Розроблено інформаційну технологію прогнозування курсу криптовалют на основі комплексної інженерії ознак [5]. Вивчались закономірності ціноутворення криптовалюти та можливість застосування алгоритмів нелінійного регресійного аналізу та алгоритмів передбачення часових рядів для створення системи передбачення вартості криптовалюти [6].

Формулювання мети дослідження

Криптовалюти, такі як Bitcoin, Ethereum і інші, стали дедалі більш популярними і привабливими для інвесторів та трейдерів. Прогнозування цін криптовалют допомагає інвесторам приймати обґрунтовані рішення щодо покупки або продажу, а також виявляти можливості отримання прибутку. На ринку криптовалют накопичується

велика кількість даних, таких як історичні ціни, обсяги торгів, новини тощо. Алгоритми машинного навчання використовують ці дані для побудови моделей, які допомагають передбачати майбутні ціни на основі зібраної інформації.

Однією з основних переваг застосування алгоритмів передбачення цін на криптовалюти є можливість здійснювати раціональні та обгрунтовані рішення з урахуванням аналізу та прогнозу цінних тенденцій. Передбачення можуть допомогти інвесторам визначити найкращий час для входу або виходу з ринку, зменшуючи ризик втрат або підвищуючи потенційний прибуток. Застосування алгоритмів передбачення також дозволяє інвесторам більш об'єктивно оцінювати ризики та рентабельність своїх інвестицій. За допомогою передбачень цін на криптовалюти, інвестори можуть створювати стратегії управління портфелем, враховуючи інформацію про майбутні цінні зміни.

Це дозволяє зменшити вплив емоційних рішень та покращити раціональність торговельних стратегій. Крім того, алгоритми передбачення можуть допомогти трейдерам виявляти та використовувати торговельні сигнали на основі цінних змін. За допомогою передбачень, трейдери можуть визначати точки входу або виходу з ринку, встановлювати стоп-лоси або прибуткові цілі. Це дозволяє здійснювати більш обгрунтовані торговельні рішення і покращує шанси на успіх на ринку криптовалют.

Незважаючи на потенційні користі, важливо розуміти, що передбачення цін на криптовалюти є складною задачею і не можуть гарантувати абсолютну точність. Ринок криптовалют піддається впливу багатьох факторів, таких як новини, регуляторні зміни, технічні проблеми та інші, що можуть призвести до неочікуваних змін у цінах. Тому передбачення слід розглядати як інструмент для прийняття рішень, а не як абсолютний прогноз майбутніх подій.

Загалом, застосування алгоритмів передбачення цін на купівлю криптовалюти може бути корисним для інвесторів і трейдерів, допомагаючи їм приймати обгрунтовані рішення та покращувати їх результативність на ринку криптовалют. Однак, важливо враховувати, що передбачення не є безпомилковими і ризики вкладень на ринку криптовалют залишаються.

Метою роботи є проаналізувати алгоритми машинного навчання, та обрати найбільш підходящий для прогнозування ціни криптовалюти в майбутньому.

Викладення основного матеріалу дослідження

Існує багато популярних алгоритмів машинного навчання, кожен з яких має свої унікальні властивості та призначення. Ось кілька з найпопулярніших алгоритмів та їх призначення:

1. Лінійна регресія (Linear Regression): Використовується для моделювання лінійних залежностей між входними змінними та 3 вихідними значеннями. Використовується для прогнозування числових значень.
2. Метод k-найближчих сусідів (k-Nearest Neighbors, k-NN): Використовується для класифікації та регресії шляхом знаходження k найближчих сусідів для нових даних.
3. Нейронні мережі (Neural Networks): Моделі, що імітують нейронну структуру мозку, і використовуються для широкого спектру завдань, від класифікації до глибинного навчання.
4. ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average): Це алгоритм, що використовується для прогнозування часових рядів. ARIMA комбінує авторегресійну модель (AR), модель ковзного середнього (MA) і модель інтегрованого руху (I) для моделювання складних залежностей у часових рядах. ARIMA часто використовується для прогнозування економічних показників, фінансових часових рядів та інших послідовностей даних зі змінною структурою.

Узагальнюючи попереднє наведемо порівняння алгоритмів машинного навчання у Таблиці 1.

Таблиця 1

Результати порівняння алгоритмів машинного навчання

Алгоритм	Переваги	Недоліки	Складність застосування
Лінійна регресія	Простота реалізації та інтерпретації	Припущення про лінійну залежність, обмежена гнучкість моделі	Прогнозування, аналіз впливу факторів на залежну змінну
Метод k-nn	Простота реалізації, незалежність від припущень про розподіл	Висока обчислювальна складність для великих об'ємів даних	Класифікація, регресія, аналіз схожості в даних
Нейронна мережа	Здатність виявляти складні залежності	Потреба у великій кількості даних для навчання, складність інтерпретації	Обробка зображень, розпізнавання мови, прогнозування
ARIMA	Можливість моделювання часових залежностей, стійкість до шуму	Вимога до стаціонарності даних, обмежена здатність моделювання	Прогнозування часових рядів, аналіз трендів та сезонності

З огляду на обставини та потреби для проекту – оптимальним рішенням буде обрати алгоритм ARIMA. Таке рішення прийнято з огляду на те, що алгоритм дозволяє передбачати з урахуванням трендів, циклічності,

сезонність. Також можна реалізувати шаблони для залежності в часових рядах. Алгоритм є надзвичайно гнучким та дозволяє прогнозувати залежності в фінансах, часових рамках, кліматичних, економічних подіях. Можна прогнозувати різні часові проміжки – починаючи з декількох днів – закінчуючи десятиліттями. ARIMA може бути корисним для виявлення та управління шумом або випадковими змінними в часових рядах. Він дозволяє виділити справжні тренди та залежності, відокремлюючи їх від шуму.

Математична модель для прогнозування в ARIMA

Математична модель для прогнозування в ARIMA може бути представлена у вигляді рівняння:

$$\hat{y} = c + \sum_{i=0}^p \phi_i y_{t-i} + \sum_{j=0}^q \theta_j \varepsilon_{t-j}$$

де:

$y^{\wedge}t$ – прогнозоване значення в момент часу,

tc – постійний член або зсув,

p – порядок авторегресії (кількість попередніх значень ряду, врахованих у моделі),

ϕ_i – коефіцієнти авторегресії,

y_{t-i} – значення ряду в попередніх моментах часу,

q – порядок ковзних середніх (кількість попередніх зашумлених значень, врахованих у моделі),

θ_j – коефіцієнти ковзних середніх,

ε_{t-j} – зашумлені значення ряду в попередніх моментах часу.

Дане представлення враховує залежність між поточним значенням ряду і його попередніми значеннями (авторегресійна складова) та залежність між поточним значенням ряду і шумом, що враховується у попередніх моментах часу (ковзна середня складова).

Для отримання прогнозів в майбутньому, необхідно встановити значення коефіцієнтів ϕ_i , θ_j та використати їх разом з попередніми значеннями ряду для обчислення прогнозованих значень.

Важливо пам'ятати, що точність передбачень залежить від правильного підбору параметрів моделі ARIMA і стаціонарності часового ряду. Крім основної формули для прогнозування, ARIMA також використовує інші формули для побудови моделі та оцінки параметрів. Основні формули, що використовуються в ARIMA, включають:

Для визначення авторегресії (AR) використаємо математичну модель:

$$y_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i y_{t-i} + \varepsilon_t$$

де:

ϕ_i – коефіцієнти авторегресії,

y_t – значення ряду в попередніх моментах часу,

ε – зашумлене значення ряду в поточний момент часу.

Ковзні середні (MA) визначаються за допомогою представлення:

$$y_t = c + \varepsilon_t + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j}$$

де:

θ_j – коефіцієнти ковзних середніх,

ε_{t-j} – зашумлені значення ряду в попередніх моментах часу.

Авторегресію зі зсувом (ARIMA) визначимо за допомогою рівняння:

$$y_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i y_{t-i} + \varepsilon_t + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j}$$

де:

ϕ_i – коефіцієнти авторегресії,

y_{t-i} – значення ряду в попередніх моментах часу,

ε_t – зашумлене значення ряду в поточний момент часу,

θ_j – коефіцієнти ковзних середніх,

ε_{t-j} – зашумлені значення ряду в попередніх моментах часу.

Для стаціонарності ряду використаємо формулу диференціювання:

$$\Delta y_t = y_t - y_{t-1}$$

де Δy_t – різниця між поточним і попереднім значеннями ряду.

Приведені математичні моделі використовуються для визначення структури та параметрів моделі, що дозволяє зробити прогнози для часового ряду.

Порівняння алгоритмів ARIMA

В залежності від потреб – алгоритм може працювати з різним набором параметрів та послідовністю дій. Серед основних, можна виділити такі різновиди:

ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) є статистичним алгоритмом прогнозування часових рядів. Він поєднує три основні компоненти: авторегресію (AR), інтеграцію (I) та ковзне середнє (MA), математичну модуль якого розглянули вище. Основний принцип ARIMA полягає в моделюванні та прогнозуванні часових рядів на основі їх структури та залежностей між спостереженнями. Алгоритм виконує кілька кроків для досягнення цієї мети. Починаючи зі стабілізації дисперсії, ARIMA може застосовувати методи, такі як логарифмування або зрізання, для забезпечення рівномірної дисперсії в часовому ряді. Інтегрована компонента (I) ARIMA використовує диференціювання, щоб перетворити нестационарний часовий ряд на стаціонарний. Це досягається шляхом віднімання попереднього спостереження від поточного. У випадку нестационарного ряду диференціювання може бути застосоване кілька разів, поки не буде досягнута стаціонарність. ARIMA використовує авторегресійну компоненту (AR), яка враховує залежність між поточним спостереженням та попередніми спостереженнями, а також ковзне середнє (MA), яке моделює шумову складову ряду. Вибір оптимальних значень параметрів AR та MA залежить від аналізу автокореляційної та часткової автокореляційної функцій. Після вибору оптимальних параметрів AR та MA, ARIMA підганяє модель до наявних даних та здійснює прогноз на майбутній період. Переваги ARIMA включають здатність моделювати та прогнозувати часові ряди зі складною структурою та залежностями. Він також може бути застосований до різних типів даних та добре справляється з нестационарними рядами. Крім того, ARIMA відносно простий у застосуванні та інтерпретації. Однак, ARIMA має свої недоліки. Він передбачає лінійні залежності та незмінну варіабельність часового ряду, що може бути обмеженням для моделювання складних рядів. Він також може бути чутливим до аномалій або випадкових викидів в даних, що може вплинути на точність прогнозування. У вашій курсовій роботі важливо враховувати переваги та недоліки ARIMA та вибрати алгоритм прогнозування, який найкраще відповідає контексту та вимогам вашого дослідження.

SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) є розширенням алгоритму ARIMA для прогнозування сезонних часових рядів. Він включає у себе всі компоненти ARIMA (авторегресія, інтеграція та ковзне середнє), а також додаткову сезонну компоненту. Головна ідея SARIMA полягає в моделюванні та прогнозуванні сезонних залежностей в часових рядах. Він враховує сезонну структуру даних та залежності між спостереженнями на різних періодах в серії. Це дозволяє краще моделювати та прогнозувати сезонні зміни та патерни в часових рядах. SARIMA використовує сезонну авторегресію (SAR), сезонну інтеграцію (SI) та сезонне ковзне середнє (SMA) для опису сезонних залежностей. Параметри SARIMA включають параметри сезонної авторегресії, сезонної інтеграції, сезонного ковзного середнього, а також параметри AR, I та MA, які використовуються в ARIMA. Однією з переваг SARIMA є його здатність ефективно моделювати та прогнозувати сезонні залежності в часових рядах. Враховуючи сезонність, SARIMA дозволяє краще захоплювати сезонні патерни та тренди, що можуть бути важливими для точного прогнозування. Проте SARIMA також має свої обмеження. Він вимагає достатньо великої кількості даних для точного моделювання сезонності. Крім того, вибір оптимальних параметрів SARIMA може бути складним та вимагати значного обчислювального часу. Загалом, SARIMA є потужним алгоритмом для моделювання та прогнозування сезонних часових рядів. Його використання може бути корисним для вирішення завдань прогнозування, де сезонні залежності грають важливу роль.

ARIMAX (Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variables) є розширенням алгоритму ARIMA, яке дозволяє враховувати вплив зовнішніх змінних або екзогенних факторів на прогнозування часових рядів. У порівнянні зі звичайним ARIMA, ARIMAX дозволяє включати додаткові екзогенні змінні у модель, що може покращити точність прогнозування. Основний принцип ARIMAX полягає в додаванні екзогенних змінних до моделі ARIMA. Екзогенні змінні можуть бути будь-якими змінними, які впливають на часовий ряд і не залежать від нього. Наприклад, це можуть бути економічні показники, погодні умови, соціальні фактори тощо. ARIMAX використовує авторегресійні, інтегровані та ковзні середні компоненти ARIMA для моделювання внутрішньої структури часового ряду, а також включає додатковий компонент для екзогенних змінних. Цей додатковий компонент дозволяє моделі враховувати залежності між екзогенними змінними та цільовим часовим рядом. Перевагою ARIMAX є можливість враховувати зовнішні впливи на прогнозування, що дозволяє отримати більш точні прогнози в умовах, коли існують важливі екзогенні фактори. Включення екзогенних змінних дозволяє моделі ухвалювати додаткову інформацію та краще адаптуватись до змін у зовнішньому середовищі. Проте ARIMAX також має свої обмеження. Він вимагає наявності достатньої кількості як внутрішніх, так і екзогенних даних для точного моделювання. Крім того, вибір правильних екзогенних змінних та їх впливу на модель може бути складним завданням, яке вимагає дослідження та експертизи. Узагальнюючи, ARIMAX є потужним інструментом для прогнозування часових рядів з урахуванням впливу екзогенних змінних. Використання ARIMAX може покращити точність прогнозування, особливо в ситуаціях, коли зовнішні фактори мають значний вплив на часовий ряд.

Vector ARIMA (VARIMA) є розширенням алгоритму ARIMA, яке дозволяє моделювати та прогнозувати взаємозалежні часові ряди. Замість моделювання одного часового ряду, VARIMA моделює кілька часових рядів як

векторну систему. Основний принцип VARIMA полягає в уявленні кількох часових рядів як вектору, де кожен ряд взаємодіє з іншими рядами у системі. VARIMA включає авторегресійні, інтегровані та ковзні середні компоненти для кожного ряду в системі, а також коефіцієнти взаємозалежності між рядами. Моделювання VARIMA вимагає врахування взаємних залежностей між рядами, що можуть бути виявлені за допомогою аналізу кореляцій та коваріацій між рядами. VARIMA може бути використаний для прогнозування та аналізу багатьох часових рядів, таких як економічні показники, фінансові дані, попит та прогнозування продажів. Перевагою VARIMA є його здатність моделювати та прогнозувати взаємозалежність між часовими рядами, що дозволяє краще захоплювати динаміку системи та залежності між рядами. VARIMA також дозволяє враховувати ефекти взаємодії між рядами та змінювати їх вплив на часовий ряд з часом. Проте VARIMA також має свої обмеження. Він вимагає достатньої кількості даних для точного моделювання та прогнозування векторної системи. Крім того, вибір правильної кількості та взаємодії між рядами може бути складним завданням, особливо у великих системах з багатьма рядами. Узагальнюючи, VARIMA є потужним інструментом для моделювання та прогнозування взаємозалежних часових рядів. Використання VARIMA може допомогти у розумінні та прогнозуванні складних систем, де взаємодія між рядами відіграє важливу роль.

ARCH (Autoregressive Conditional Heteroscedasticity) є моделлю, яка використовується для моделювання та прогнозування змінності (гетероскедастичності) у часових рядах. У звичайних моделях ARIMA передбачається, що змінність часового ряду є постійною в часі. Проте, ARCH враховує факт, що змінність може змінюватися залежно від минулих значень ряду. У моделі ARCH, змінність у часовому ряді залежить від квадратів попередніх спостережень. Більш конкретно, ARCH використовує авторегресійну компоненту, де квадрат значень часового ряду (або їх регресійні коефіцієнти) виступають як предиктори для змінності. Це дозволяє моделювати залежність між спостереженнями та їх змінністю. ARCH може бути особливо корисним при аналізі фінансових даних або інших часових рядів, де змінність є нерівномірною і може залежати від 10 попередніх значень. Модель ARCH дозволяє краще захопити ці залежності та покращити точність прогнозування змінності. Проте, ARCH також має свої обмеження. Модель ARCH припускає, що змінність залежить тільки від попередніх значень ряду і не враховує вплив інших факторів. Крім того, визначення кількості попередніх значень, які слід включити в модель ARCH, може бути складним завданням і вимагати експериментів та перевірок. Для вирішення задачі передбачення ціни на криптовалюту можна використовувати будь який варіант алгоритму. В контексті даної роботи буде використовуватись два варіанта: ARIMA, ARIMAX. ARIMA для прогнозування цін в майбутньому на основі даних про ціну, які були в минулому. ARIMAX для прогнозування ціни в майбутньому з урахуванням цін в минулому та зовнішніх факторів.

Висновки

Було детально розглянуто концепцію ARIMA та його основні принципи. Була проведена обґрунтована аналітична робота та описано, як ARIMA може бути використана для прогнозування ціни криптовалюти. У ході дослідження було зібрано та проаналізовано ARIMA алгоритми, для подальшого їх використання при розробці програмного забезпечення передбачення ціни криптовалюти на основі ARIMA.

Список використаної літератури

1. N. P. Patel, et al., "Fusion in Cryptocurrency Price Prediction: A Decade Survey on Recent Advancements, Architecture, and Potential Future Directions," IEEE Access, vol. 10, pp. 34511–34538, 2022, <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3163023>.
2. M. Chen, and N. Narwal, "Predicting price changes in ethereum," Int. J. Comput. Sci. Eng., vol. 4, pp. 975, Apr. 2017.
3. T. Phaladisailoed, and T. Numnonda, "Machine learning models comparison for bitcoin price prediction," Proc. 10th Int. Conf. Inf. Technol. Electr. Eng. (ICITEE), Jul. 2018, pp. 506–511.
4. Bitcoin price prediction using Machine Learning. [Online]. Available: <https://medium.com/@rohansawant7978/forecasting-of-bitcoin-price-using-machine-learning-deep-learning-techniques-93bf662f46ab>. Accessed on: April 7, 2022.
5. В. Б. Мокін, С. О. Жуков, Л. М. Куперштейн, О. В. Слободянюк, «Інформаційна технологія прогнозування курсу криптовалют на основі комплексної інженерії ознак», Вісник Вінницького політехнічного інституту. 2022. № 2 [15], ст. 81–93.
6. Бизкровний О. М. Дослідження ціноутворення криптовалюти та ефективність використання машинного навчання для пошуку тренду вартості : пояснювальна записка до атестаційної роботи здобувача вищої освіти на другому (магістерському) рівні, спеціальність 121 – Інженерія програмного забезпечення / О. М. Бизкровний ; М-во освіти і науки України, Харків. нац. ун-т радіоелектроніки. Харків, 2022. 72 с.
7. Linear regression. [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://machinelearningmastery.com/linear-regression-for-machine-learning>.
8. Aldo Faisal, Cheng Soon Ong, and Marc Peter Deisenroth. Mathematics for Machine Learning, 283–315 с.
9. Afshin Rostamizadeh, Ameet, C. Foundations of Machine Learning, 267–292 с.

References

1. Patel N. P., et al., (2022) Fusion in Cryptocurrency Price Prediction: A Decade Survey on Recent Advancements, Architecture, and Potential Future Directions *IEEE Access*, vol. 10, pp. 34511–34538.
2. Chen M., Narwal N. (2017) Predicting price changes in Ethereum *Int. J. Comput. Sci. Eng.*, vol. 4, pp. 975.
3. Phaladisailoed T., Numnonda T. (2018) Machine learning models comparison for bitcoin price prediction *Proc. 10th Int. Conf. Inf. Technol. Electr. Eng. (ICITEE)*, pp. 506–511.
4. Bitcoin price prediction using Machine Learning. [Online]. Available: <https://medium.com/@rohansawant7978/forecasting-of-bitcoin-price-using-machine-learning-deep-learning-techniques-93bf662f46ab>. Accessed on: April 7, 2022.
5. Mokin V. B., Zhukov S. O., Kupershteyn L. M., Slobodyanyuk O. V. (2022) Informatsiyna tekhnolohiya prognozuvannya kursu kryptovalyut na osnovi kompleksnoyi inzheneriyi oznak [Informative technology for cryptocurrency course forecasting based on comprehensive feature engineering]. *Bulletin of Vinnytsia Polytechnic Institute*. vol. 2, no 15, pp. 81–93.
6. Bizkrovniy O. M. (2022) Doslidzhennya tsinoutvorenniya kryptovalyuti ta efektyvnist vykorystannya mashynnoho navchannya dlya poshuku trendu vartosti: poyasnuyalna zapyska do attestatsiyanoi roboty zdobuvacha vyshchoyi osvity na druhomu (magisterskomu) rivni. [Investigation of Cryptocurrency Pricing and the Efficiency of Machine Learning for Trend Identification: Explanatory Note for the Educational Qualification Work of a Higher Education Applicant at the Second (Master's) Level]. Kharkiv: National University of Radio Electronics. (in Ukrainian)
7. Linear regression. Retrieved from: <https://machinelearningmastery.com/linear-regression-for-machine-learning>.
8. Faisal A., Cheng Soon O., and Deisenroth M. P. (2020) *Mathematics for Machine Learning*. Cambridge: Cambridge University Press. (in English)
9. Mohri M., Rostamizadeh A., Talwalkar A. (2012) *Foundations of Machine Learning*. Cambridge: MIT Press. (in English)