

ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ
ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
КАФЕДРА ІНЖЕНЕРІЇ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на тему: «Підвищення ефективності прогнозування
криптовалюти з використанням нейромережі»

на здобуття освітнього ступеня магістра
зі спеціальності 121 Інженерія програмного забезпечення
(код, найменування спеціальності)
освітньо-професійної програми «Інженерія програмного забезпечення»
(назва)

*Кваліфікаційна робота містить результати власних досліджень. Використання
ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання
на відповідне джерело*

_____ Владислав ШВЕЦОВ
(підпис)

Виконав: здобувач вищої освіти групи ПДМ-61

_____ Владислав ШВЕЦОВ

Керівник: _____ Наталія ТРИНТИНА
к.т.н., доцент

Рецензент: _____ Ім'я, ПРІЗВИЩЕ
*науковий ступінь,
вчене звання*

Київ 2024

**ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ**
Навчально-науковий інститут інформаційних технологій

Кафедра Інженерії програмного забезпечення

Ступінь вищої освіти Магістр

Спеціальність 121 Інженерія програмного забезпечення

Освітньо-професійна програма «Інженерія програмного забезпечення»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

Інженерії програмного забезпечення

_____ Ірина ЗАМРІЙ

« _____ » _____ 2023 р.

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

Швецову Владиславу Ігоровичу

1. Тема кваліфікаційної роботи: «Підвищення ефективності прогнозування криптовалюти з використанням нейромережі»

керівник кваліфікаційної роботи Наталія ТРИНТИНА к.т.н., доцент,

затверджені наказом Державного університету інформаційно-комунікаційних технологій від «19» жовтня 2023 р. №145.

2. Строк подання кваліфікаційної роботи «29» грудня 2023 р.

3. Вихідні дані до кваліфікаційної роботи: науково-технічна література, методи прогнозування криптовалюти.

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити)

1. Дослідження науково-технічної літератури прогнозування криптовалюти.

2. Аналіз існуючих методів та засобів прогнозування криптовалюти.

3. Розробка вимог до хмари та моделювання домену.

4. Проведення експериментального дослідження підвищення ефективності прогнозування криптовалюти

5. Перелік графічного матеріалу: *презентація*

1. Аналіз існуючих методів прогнозування криптовалюти.
2. Математична модель ARIMA
3. Модель рекурентної нейронної мережі (RNN).
4. Практичний результат моделювання на основі метамоделі лінійної регресії.
5. Порівняльний аналіз результатів прогнозування.

6. Дата видачі завдання «19» жовтня 2023 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналіз наявної науково-технічної літератури	19.10-05.11.23	
2	Вивчення матеріалів для аналізу методів прогнозування криптовалюти	06.11-12.11.23	
3	Дослідження методів прогнозування криптовалюти	13.11-19.11.23	
4	Розробка програмного забезпечення для проведення дослідження	20.11-26.11.23	
5	Експериментальне дослідження підвищення ефективності прогнозування криптовалюти	27.11-10.12.23	
6	Оформлення роботи: вступ, висновки, реферат	11.12-20.12.23	
7	Розробка демонстраційних матеріалів	21.12-29.12.23	

Здобувач вищої освіти

_____ (підпис)

Владислав ШВЕЦОВ

Керівник

кваліфікаційної роботи

_____ (підпис)

Наталія ТРИНТИНА

РЕФЕРАТ

Текстова частина кваліфікаційної роботи на здобуття освітнього ступеня магістра: 64 стор., 1 табл., 10 рис., 30 джерел.

Мета роботи – Покращення точності прогнозів курсу криптовалюти за допомогою методу ансамблевого навчання з використанням даних отриманих прогнозуванням нейромережі

Об'єкт дослідження – Прогнозування вартості криптовалюти.

Предмет дослідження – Метод прогнозування криптовалюти за допомогою нейромережі.

Короткий зміст роботи: У роботі проведено дослідження методів прогнозування криптовалюти. Розроблено прикладне програмне забезпечення для проведення експерименту. Проведено експеримент з дослідження підвищення ефективності прогнозування курсу криптовалюти за допомогою ансамблевого навчання.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: НЕЙРОМЕРЕЖІ, КРИПТОВАЛЮТА, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, АНСАМБЛЕВЕ НАВЧАННЯ, МЕТАМОДЕЛІ.

ABSTRACT

Text part of the master's qualification work: 64 pages, 10 pictures, 9 table, 30 sources.

The purpose of the work – Improving the accuracy of cryptocurrency rate forecasts using the ensemble learning method using data obtained from neural network forecasts.

Object of research – Predicting the value of cryptocurrency

Subject of research – A method of cryptocurrency prediction using a neural network.

Summary of the work: The research of cryptocurrency forecasting methods is carried out in the work. Application software for the experiment was developed. An experiment was conducted to improve the effectiveness of cryptocurrency exchange rate forecasting using ensemble learning.

KEYWORDS: NEURAL NETWORKS, CRYPTOCURRENCY, MACHINE LEARNING, ENSEMBLE LEARNING, METAMODELS.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	9
РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ДОСЛІДЖЕННЯ.....	13
1.1. Поняття прогнозування цін на криптовалюти.....	13
1.2. Огляд та аналіз літературних джерел про передбачення криптовалюти за допомогою нейромереж	15
1.3. Аналіз існуючих математичних методів, моделей та алгоритмів для підвищення ефективності прогнозування криптовалюти.....	21
1.4. Аналіз сучасних засобів програмної інженерії для підвищення ефективності прогнозування криптовалюти з використанням нейромережі ..	22
РОЗДІЛ 2. АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ МЕТОДІВ ТА ЗАСОБІВ ПІДВИЩЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ПРОГНОЗУВАННЯ ЦІН НА КРИПТОВАЛЮТИ	28
2.1. Основні методи прогнозування цін на криптовалюти.....	28
2.2. Математичні моделі.....	30
2.3. Методи машинного навчання.....	34
2.4. Комбіновані методи.....	37
РОЗДІЛ 3 . РОЗРОБКА СИСТЕМИ ПІДВИЩЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ПРОГНОЗУВАННЯ ЦІН НА КРИПТОВАЛЮТИ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОМЕРЕЖ	40
3.1. Аналіз вимог до системи.....	40
3.2. Проектування системи	41
3.3. Реалізація системи	49
РОЗДІЛ 4. ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ СИСТЕМИ	55
4.1. Методика проведення експерименту.....	55
4.2. Результати експериментального дослідження	57
ВИСНОВКИ.....	59
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ	60
ДЕМОНСТРАЦІЙНІ МАТЕРІАЛИ (Презентація).....	63

ВСТУП

Актуальність теми

Криптовалюти є одними з найдинамічніших активів на фінансовому ринку. Їхня ціна може змінюватися в широких межах протягом короткого періоду часу, що створює можливості для отримання значного прибутку або збитків. Однак прогнозування ціни криптовалют є складним завданням. На неї впливає безліч факторів, таких як економічні умови, новини, соціальні мережі та інші.

Традиційні методи прогнозування, такі як регресійний аналіз, можуть бути неефективними для прогнозування криптовалют. Це пов'язано з тим, що криптовалюти є новими активами з нестабільним ринком. Нейромережі є одними з найефективніших методів машинного навчання для прогнозування. Вони можуть навчитися виявляти складні закономірності в даних, які можуть бути непомітні для людини.

Актуальність теми обґрунтовується наступними факторами:

- Широке поширення криптовалют. Криптовалюти стають все більш популярними серед інвесторів і трейдерів. Це створює потребу в ефективних методах прогнозування їхньої ціни.
- Нестабільність ринку криптовалют. Ціна криптовалют може змінюватися в широких межах протягом короткого періоду часу. Це створює ризики для інвесторів і трейдерів, які потребують ефективних методів прогнозування для управління своїми ризиками.
- Неефективність традиційних методів прогнозування. Традиційні методи прогнозування, такі як регресійний аналіз, можуть бути неефективними для прогнозування криптовалют. Це пов'язано з тим, що криптовалюти є новими активами з нестабільним ринком.

Мета і завдання дослідження

Мета роботи: Покращення точності прогнозів курсу криптовалюти за допомогою методу ансамблевого навчання з використанням даних отриманих прогнозуванням нейромережі

Об'єкт дослідження: Прогнозування вартості криптовалюти

Предмет дослідження: Метод прогнозування криптовалюти за допомогою нейромережі

Методи дослідження

У процесі виконання магістерської роботи були використані наступні методи дослідження:

Теоретичні методи

- Аналіз літературних джерел з теми дослідження
- Аналіз існуючих методів та засобів підвищення ефективності прогнозування криптовалют

Емпіричні методи

- Експериментальне дослідження ефективності розробленого методу прогнозування

На першому етапі дослідження було отримано теоретичні відомості з теми прогнозування криптовалют. Для цього було проаналізовано літературні джерела з цієї тематики. Зокрема, було вивчено наступні питання:

- Загальні принципи прогнозування
- Методологія прогнозування криптовалют
- Існуючі методи та засоби підвищення ефективності прогнозування криптовалют

На другому етапі дослідження було проведено експериментальне дослідження ефективності розробленого методу прогнозування. Для цього було використано реальні дані про ціну криптовалюти.

Експеримент проводився за наступною схемою:

- Дані були розділені на два набори: навчальний та тестовий. Навчальний набір використовувався для навчання методу прогнозування, тестовий набір використовувався для оцінки його ефективності.
- Для навчання методу прогнозування використовувалися два методи: ARIMA та RNN.
- Для об'єднання результатів прогнозування двох методів використовувалася метамодель лінійної регресії.
- Ефективність методу прогнозування оцінювалася за допомогою середнього квадратичного відхилення (MSE)

Унікальним елементом дослідження є використання метамоделі лінійної регресії для об'єднання результатів прогнозування двох методів.

Проведене дослідження показало, що розроблений метод прогнозування криптовалют з використанням метамоделі лінійної регресії для об'єднання результатів прогнозування методу ARIMA та нейромережі RNN є ефективним засобом підвищення ефективності прогнозування криптовалют.

Розроблений метод прогнозування може бути використаний для підвищення ефективності управління інвестиційними портфелями, а також для розробки нових фінансових інструментів.

Апробація результатів та публікації

Тези доповідей:

Трінтіна Н.А., Швецов В.І. Підвищення ефективності прогнозування криптовалют з використанням нейромережі. // І всеукраїнська науково-технічна конференція «технологічні горизонти: дослідження та застосування інформаційних

технологій для технологічного прогресу України і світу». – Київ: ДУТ, 2023. –
Подано до друку

Теоретична, методична та практична значущість отриманих результатів

Проведення досліджень, які використовують метамодель лінійної регресії для об'єднання результатів прогнозування методу ARIMA та нейромережі RNN, має теоретичну та практичну значущість, оскільки вони стверджують, що комбінація різних методів прогнозування може бути більш ефективною, ніж використання одного методу та доводить, що метамодель лінійної регресії може бути ефективним методом для об'єднання результатів прогнозування різних методів.

Також був запропонований новий метод прогнозування цін на криптовалюти та наданий методичний підхід до комбінації результатів прогнозування різних методів

Розроблений метод може бути використаний для підвищення ефективності прогнозування цін на криптовалюти.

1 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ДОСЛІДЖЕННЯ

1.1. Поняття прогнозування цін на криптовалюти

Прогнозування цін на криптовалюти - це процес визначення майбутньої ціни криптовалюти на основі історичних даних та інших факторів.

Прогнозування цін на криптовалюти є складним завданням, оскільки криптовалюти є новими активами з нестабільним ринком. На їхню ціну впливає безліч факторів, таких як економічні умови, новини, соціальні мережі та інші.

Прогнозування цін на криптовалюти може використовуватися для різних цілей, таких як:

- Інвестиційні рішення - інвестори можуть використовувати прогнози цін на криптовалюти для прийняття рішень про купівлю, продаж або утримання криптовалют.
- Ризик-менеджмент - трейдери можуть використовувати прогнози цін на криптовалюти для управління своїми ризиками.
- Дослідження - дослідники можуть використовувати прогнози цін на криптовалюти для вивчення поведінки ринку криптовалют.

Фактори, що впливають на ціни криптовалют, можна розділити на макроекономічні та мікроекономічні.

Макроекономічні фактори включають загальний стан економіки, такі як:

- Інфляція - це зростання цін на товари та послуги. Якщо інфляція зростає, то вартість криптовалюти також може зростати, оскільки вони розглядаються як альтернатива традиційним валютам, які можуть знецінюватися в умовах інфляції.
- Рівень безробіття - це відсоток населення, яке не працює. Якщо рівень безробіття зростає, то люди можуть бути більш схильними інвестувати в криптовалюти як спосіб зберегти свої заощадження.
- Ставка відсотків - це процент, який банки стягують з позичальників. Якщо ставки відсотків зростають, то люди можуть бути менш схильними

інвестувати в криптовалюти, оскільки вони можуть отримати більший прибуток від депозитів у банках.

- Політична стабільність - це міра того, наскільки держава є стабільною та передбачуваною. Якщо політична стабільність зростає, то люди можуть бути більш схильними інвестувати в криптовалюти, оскільки вони розглядаються як більш безпечні активи.

- Валютний курс - це ціна однієї валюти в порівнянні з іншою. Якщо валютний курс країни зростає, то криптовалюти, номіновані в цій валюті, можуть ставати дорожчими для інвесторів з інших країн.

Мікроекономічні фактори включають фактори, які стосуються конкретної криптовалюти, такі як:

- Попит і пропозиція - це найважливіший фактор, що впливає на ціни криптовалют. Якщо попит на криптовалюту зростає, а пропозиція залишається незмінною, то ціна криптовалюти буде зростати.

- Технологічні інновації - розробка нових технологій, таких як смарт-контракти або децентралізовані фінанси, може збільшити попит на криптовалюти.

- Сприйняття громадськості - якщо громадськість позитивно сприймає криптовалюти, то це може призвести до зростання попиту на них.

Вибір конкретного методу прогнозування цін на криптовалюти залежить від таких факторів:

- Цілі прогнозування: Якщо прогнозування використовується для прийняття рішень про інвестування, то доцільно використовувати більш точні методи, навіть якщо вони є більш складними у використанні.

- Доступні дані: Якщо дані про ціну криптовалюти є обмеженими, то доцільно використовувати прості методи, які не вимагають великої кількості даних.

- Фінансові можливості: Якщо прогнозування виконується для комерційних цілей, то доцільно використовувати більш складні методи та алгоритми, які можуть забезпечити більш високу точність прогнозів.

Неточність прогнозів цін на криптовалюти

Прогнози цін на криптовалюти, як правило, є неточними. Це пов'язано з тим, що ціна криптовалюти є вельми волатильною і може змінюватися під впливом різних факторів, які важко передбачити.

На точність прогнозів цін на криптовалюти можуть впливати такі фактори:

- Валовутність ціни криптовалюти: Чим більш волатильна ціна криптовалюти, тим менш точними будуть прогнози.
- Вплив зовнішніх факторів: Ціна криптовалюти може змінюватися під впливом таких зовнішніх факторів, як новини, політичні події, економічні показники та інші.
- Неповнота даних: Якщо дані про ціну криптовалюти є обмеженими, то прогнози будуть менш точними.

Прогнозування цін на криптовалюти є складним завданням. Не існує одного найкращого методу прогнозування, який може забезпечити точні прогнози в усіх випадках. Вибір конкретного методу прогнозування залежить від конкретних цілей та умов.

1.2. Огляд та аналіз літературних джерел про передбачення криптовалюти за допомогою нейромереж

Зростання популярності криптовалют викликало підвищений інтерес до методів їх прогнозування. Нейромережі є одним з перспективних підходів до вирішення цієї задачі. У цьому огляді ми розглянемо методи та пропозиції щодо підвищення ефективності прогнозування криптовалюти з використанням нейромереж, представлені в наукових джерелах.

У роботі «Фінансове прогнозування з використанням машинного навчання» [1] представлено огляд методів машинного навчання, що використовуються для прогнозування фінансових ринків, включаючи криптовалюти. Відзначено, що нейромережі є одним з найбільш перспективних методів для цієї задачі, оскільки вони здатні вчитися на великих обсягах даних та виявляти нелінійні залежності між змінними.

Автори «Новий метод прогнозування ціни криптовалюти в блокчейні з використанням дробової сірої моделі. MDPI.» [2] запропонували новий метод прогнозування ціни криптовалюти Bitcoin на основі фракційної сірої моделі. Вони стверджують, що їх метод перевершує традиційні методи прогнозування, такі як авторегресивні інтегровані ковзаючі середні (ARIMA) та рекурентні нейронні мережі (RNN).

У статті «Перспективи прогнозування курсу криптовалюти. Освіта, дослідження та бізнес-технології.» [3] представлено огляд перспектив прогнозування ціни криптовалют. Автори розглядають різні методи прогнозування, включаючи нейромережі, та обговорюють їх переваги та недоліки. Вони також наголошують на важливості використання різних джерел даних та врахування різноманітних факторів, що впливають на ціну криптовалют.

У роботі «Прогнозування ціни біткойна за допомогою машинного навчання» [4] представлено дослідження з прогнозування ціни Bitcoin за допомогою машинного навчання. Автори використовували різні методи машинного навчання, включаючи лінійну регресію, рандомні ліси та нейромережі. Вони виявили, що нейромережі є найбільш ефективним методом для прогнозування ціни Bitcoin.

У статті «Машинне навчання та криптовалюта на фінансових ринках» [5] представлено огляд ролі машинного навчання та криптовалют на фінансових ринках. Проаналізовано різноманітні застосування машинного навчання для прогнозування цін криптовалют, виявлення шахрайства та управління ризиками.

Автори статті «Прогнозування курсу криптовалюти за допомогою глибокого навчання» [6] представили огляд методів глибокого навчання для прогнозування ціни криптовалют. Вони обговорюють різні архітектури нейромереж, включаючи рекурентні нейронні мережі (RNN) та згорткові нейронні мережі (CNN). Вони також обговорюють методики оцінки точності прогнозів.

У статті «Прогнозування ціни криптовалюти за допомогою розподіленого машинного навчання на основі три» [7] представлено дослідження з прогнозування ціни криптовалют за допомогою розподіленого машинного навчання на основі TPU. Автори використовували рекурентні нейронні мережі (RNN) для

прогнозування ціни Bitcoin та Ethereum. Вони виявили, що розподілене машинне навчання на основі TPU дозволяє підвищити точність прогнозів та зменшити обчислювальний час.

У роботі «Прогнозування ціни криптовалюти за допомогою традиційних статистичних методів і методів машинного навчання» [8] представлено огляд традиційних статистичних та методів машинного навчання для прогнозування ціни криптовалют. Автори обговорюють різноманітні методи прогнозування, включаючи авторегресивні інтегровані ковзаючі середні (ARIMA), рекурентні нейронні мережі (RNN) та дерева рішень. Вони також обговорюють методики оцінки точності прогнозів.

Автори «Прогнозування ціни криптовалюти на основі глибокого навчання та аналізу настроїв» [9] представляють дослідження з прогнозування ціни криптовалют за допомогою глибокого навчання та аналізу настроїв. Вони використовували згорткові нейронні мережі (CNN) для прогнозування ціни Bitcoin та Ethereum. Також задіяний аналіз настроїв для виявлення змін у суспільній думці про криптовалюти. Було виявлено, що використання аналізу настроїв дозволяє підвищити точність прогнозів.

Представлено дослідження «Прогнозування цін на криптовалюту за допомогою машинного навчання» [10] з прогнозування ціни криптовалют за допомогою машинного навчання. Автори використовували рекурентні нейронні мережі (RNN).

У дослідженні «Прогнозування часових рядів цін на криптовалюту за допомогою підходу машинного навчання» [11] запропоновано новий метод прогнозування ціни криптовалюти на основі аналізу даних соціальних мереж. Автори використовували штучний інтелект для виявлення тенденцій у публікаціях у соціальних мережах, пов'язаних з криптовалютами. Вони виявили, що цей метод дозволяє підвищити точність прогнозів ціни криптовалюти.

У статті «Прогнозування доходів криптовалюти за допомогою машинного навчання» [12] представлено дослідження з прогнозування ціни криптовалюти з використанням ансамблевих методів машинного навчання. Автори

використовували ансамбль із рекурентної нейронної мережі (RNN) та лінійного регресора. Вони виявили, що ансамбль дозволяє підвищити точність прогнозів ціни криптовалюти.

У роботі «Торгівля криптовалютою за допомогою машинного навчання» [13] запропоновано новий метод прогнозування ціни криптовалюти на основі аналізу даних штучного інтелекту. Автори використовували штучний інтелект для виявлення факторів, що впливають на ціну криптовалюти, таких як новини, соціальні мережі та технічні аналізи. Вони виявили, що цей метод дозволяє підвищити точність прогнозів ціни криптовалюти.

Автор «Криптовалюта: дізнаємось про криптовалюту» [14] представив дослідження з прогнозування ціни криптовалюти з використанням даних з блокчейну. Він використовував дані з блокчейну для виявлення тенденцій у поведінці учасників криптовалютного ринку. Також виявили, що ці дані можна використовувати для підвищення точності прогнозів ціни криптовалюти.

Автори «Прогнозування ціни криптовалюти за допомогою машинного навчання» [15] запропонували новий метод прогнозування ціни криптовалюти на основі аналізу даних машинного навчання. Вони використовували штучний інтелект для виявлення нелінійних залежностей між змінними, що впливають на ціну криптовалюти.

У статті «Побудова портфеля криптовалюти з використанням моделей машинного навчання» [17] представлено дослідження з прогнозування ціни криптовалюти з використанням даних із різних джерел. Автори використовували дані з бірж, соціальних мереж, новин та штучного інтелекту. Вони виявили, що використання даних із різних джерел дозволяє підвищити точність прогнозів ціни криптовалюти.

У роботі «Система прогнозування короткострокових коливань ціни криптовалюти з використанням машинного навчання» [18] запропоновано новий метод прогнозування ціни криптовалюти на основі аналізу даних машинного навчання та аналізу настроїв. Використовувався штучний інтелект для виявлення нелінійних залежностей між змінними, що впливають на ціну криптовалюти, а

також для виявлення змін у суспільній думці про криптовалюту. Було виявлено, що використання аналізу настроїв дозволяє підвищити точність прогнозів ціни криптовалюти.

У статті «Дослідження прогнозування ціни криптовалюти з використанням глибокого та машинного навчання» [19] представлено дослідження з прогнозування ціни криптовалюти з використанням даних із різних джерел та різних методів машинного навчання. Автори використовували дані з бірж, соціальних мереж, новин та штучного інтелекту. Вони використовували різні методи машинного навчання, включаючи рекурентні нейронні мережі (RNN), згорткові нейронні мережі (CNN) та ансамблеві методи. Вони виявили, що використання даних із різних джерел та різних методів машинного навчання дозволяє підвищити точність прогнозів ціни криптовалюти.

Автори «Прогнозування курсу акцій за допомогою машинного навчання» [20] запропонували новий метод прогнозування ціни криптовалюти на основі аналізу даних машинного навчання та аналізу даних із блокчейну. Вони використовували штучний інтелект для виявлення нелінійних залежностей між змінними, що впливають на ціну криптовалюти, а також використовували дані з блокчейну для виявлення тенденцій у поведінці учасників криптовалютного ринку. Було виявлено, що використання аналізу даних із блокчейну дозволяє підвищити точність прогнозів ціни криптовалюти.

Аналіз джерел показав, що нейромережі є ефективним методом прогнозування цін на криптовалюту. Нейромережі здатні досягати високої точності прогнозів, навіть на коротких часових інтервалах.

Дослідження, представлені в джерелах, мають ряд обмежень. У деяких роботах використовувалися невеликі набори даних, що може призвести до перенавчання нейромереж. Крім того, в деяких роботах не проводилося порівняння ефективності нейромереж з іншими методами прогнозування.

У подальших дослідженнях слід усунути ці обмеження. Для цього необхідно використовувати великі набори даних і проводити порівняння ефективності нейромереж з іншими методами прогнозування.

Ключові джерела:

Новий метод прогнозування ціни криптовалюти в блокчейні з використанням дробової сірої моделі [2]. Ця стаття пропонує новий метод прогнозування ціни криптовалюти на основі фракційної сірої моделі. Фракційна сіра модель є статистичним методом, який не вимагає великих обсягів даних або складних обчислень. Автори використовують дані біржових котирувань криптовалюти для побудови моделі та порівнюють її з традиційними методами прогнозування, такими як ARIMA та RNN. Дослідження виявило, що фракційна сіра модель може бути більш ефективною для прогнозування короткострокових коливань ціни криптовалюти, ніж традиційні методи. Цей метод є цікавим альтернативним підходом для тих випадків, коли доступні обмежені дані або обчислювальні ресурси.

Прогнозування ціни криптовалюти за допомогою традиційних статистичних методів і методів машинного навчання: опитування [8]. Цей огляд досліджує різноманітні методи прогнозування ціни криптовалюти, порівнюючи традиційні статистичні та методи машинного навчання. Автори аналізують переваги та недоліки кожного методу, відзначаючи, що традиційні методи є простими та зрозумілими, але мають обмеження в прогнозуванні складних нелінійних процесів. Методи машинного навчання, такі як RNN та глибоке навчання, можуть бути більш ефективними для виявлення таких нелінійностей. Огляд також підкреслює важливість використання різноманітних джерел даних, включаючи технічний аналіз, дані новин та соціальних мереж, для покращення точності прогнозів.

Прогнозування доходів криптовалюти за допомогою машинного навчання [12]. Ця стаття фокусується на прогнозуванні прибутковості криптовалюти, а не лише на ціні. Автори застосовують різні методи машинного навчання, включаючи ансамблеві методи та дерева рішень, для короткострокових та довгострокових прогнозів. Дослідження виявило ефективність ансамблевих методів, які поєднують кілька моделей, для прогнозування прибутковості криптовалюти. Автори також відзначають важливість врахування факторів, що впливають на попит та пропозицію, для покращення точності прогнозів.

Дослідження прогнозування ціни криптовалюти з використанням глибокого та машинного навчання [19]. Дослідження порівнює ефективність глибокого навчання та традиційних методів машинного навчання для прогнозування ціни криптовалюти. Автори використовують згорткові нейронні мережі (CNN) для глибокого навчання та підкреслюють їхню здатність виявляти складні патерни в даних. Дослідження виявило, що CNN можуть бути більш ефективними для прогнозування короткострокових коливань ціни, ніж традиційні методи, такі як лінійна регресія. Проте, автори застерігають від переоцінки глибокого навчання та зазначають, що традиційні методи можуть бути корисними для довгострокових прогнозів. Дослідження рекомендує використовувати комбінацію глибокого навчання та традиційних методів для покращення точності прогнозування ціни криптовалюти на різних часових масштабах.

1.3. Аналіз існуючих математичних методів, моделей та алгоритмів для підвищення ефективності прогнозування криптовалюти

Прогнозування цін на криптовалюти є складним завданням, оскільки ці активи характеризуються високою волатильністю та непередбачуваністю. Існує безліч математичних методів, моделей та алгоритмів, які можна використовувати для прогнозування цін на криптовалюти, але жоден із них не є ідеальним.

Серед математичних методів, які можна використовувати для прогнозування цін на криптовалюти, найбільш поширеними є такі:

Найпростішою та найпоширенішою методикою є лінійний тренд. Цей метод передбачає, що ціна криптовалюти буде продовжувати рухатися в тому ж напрямку, що й у минулому.

Методи аналізу часових рядів, такі як ARMA, ARIMA та GARCH, також часто використовуються для прогнозування цін на криптовалюти. Ці методи використовують історичні дані про ціни для прогнозування майбутніх цін.

Методи машинного навчання, такі як нейромережі, також можуть використовуватися для прогнозування цін на криптовалюти. Ці методи можуть

навчитися виявляти складні закономірності в даних, які неможливо виявити за допомогою традиційних математичних методів.

Серед моделей аналізу часових рядів, які можна використовувати для прогнозування цін на криптовалюту, є:

Модель ARMA передбачає, що ціна криптовалюту є автокореляційною, тобто її значення в поточному періоді залежить від її значень у минулих періодах.

Модель ARIMA є розширенням моделі ARMA, яке дозволяє враховувати анізотропію, тобто нерівномірність розподілу цін на криптовалюту.

Модель GARCH є розширенням моделі ARIMA, яке дозволяє враховувати волатильність цін на криптовалюту.

Також можливе використання алгоритма екстремальних цінностей або аналізу екстремальних цінностей (EVA): Алгоритм екстремальних цінностей є більш складним алгоритмом, який може забезпечити більш точні прогнози цін на криптовалюту.

1.4. Аналіз сучасних засобів програмної інженерії для підвищення ефективності прогнозування криптовалюту з використанням нейромережі

Для прогнозування ціни криптовалюту використовуються різні методи програмної інженерії. Найпоширенішими з них є:

Статистичні методи: такі методи використовують історичні дані про ціну криптовалюту для прогнозування її майбутньої ціни. До таких методів належать, наприклад, метод авторегресії з ковзним середнім (ARIMA), метод експоненціального згладжування, метод Хольта-Вінтера.

Статистичні методи мають такі переваги:

- Вони відносно прості у використанні.
- Вони не потребують великих обсягів даних.

Однак статистичні методи мають такі недоліки:

- Вони можуть бути не такими точними, як методи машинного навчання.

- Вони не можуть враховувати нелінійні зв'язки між даними.

Методи машинного навчання: такі методи використовують алгоритми машинного навчання для навчання на історичних даних про ціну криптовалюти. До таких методів належать, наприклад, нейронні мережі, методи підтримки векторів (SVM), методи випадкових лісів.

Методи машинного навчання мають такі переваги:

- Вони можуть бути більш точними, ніж статистичні методи.
- Вони можуть враховувати нелінійні зв'язки між даними.

Однак методи машинного навчання мають такі недоліки:

- Вони можуть бути складними у використанні.
- Вони потребують великих обсягів даних.
- Вони можуть бути схильні до перенавчання.

Ансамблеві методи: такі методи об'єднують прогнози, отримані різними методами, для отримання більш точного прогнозу. До таких методів належать, наприклад, метод метааналізу, метод зважених середніх.

Ансамблеві методи мають такі переваги:

- Вони можуть бути більш точними, ніж окремі методи.
- Вони можуть бути менш схильні до перенавчання, ніж окремі методи.

Однак ансамблеві методи мають такі недоліки:

- Вони можуть бути складними у використанні.
- Вони потребують великих обсягів даних.

Сучасні засоби програмної інженерії для прогнозування криптовалюти дозволяють використовувати різні методи прогнозування, а також об'єднувати прогнози, отримані різними методами.

Однією з популярних платформ для прогнозування криптовалюти є R. R - це мова програмування для статистичного обробки даних, яка має широкий спектр функцій для прогнозування. У R можна використовувати як статистичні методи, так і методи машинного навчання.

Іншою популярною платформою для прогнозування криптовалюти є Python.

Python - це мова програмування загального призначення, яка також має широкий спектр функцій для прогнозування. У Python можна використовувати як статистичні методи, так і методи машинного навчання.

Крім R і Python, існують і інші засоби програмної інженерії для прогнозування криптовалюти. Наприклад, можна використовувати:

MATLAB: це мова програмування для наукових розрахунків, яка має функції для прогнозування.

SAS: це пакет програмного забезпечення для статистичної обробки даних, який має функції для прогнозування.

SPSS: це пакет програмного забезпечення для статистичної обробки даних, який має функції для прогнозування.

Використання машинного навчання

Машинне навчання - це різновид штучного інтелекту, який займається розробкою алгоритмів, які можуть навчатися на даних і використовувати ці дані для прийняття рішень. Машинне навчання можна використовувати для прогнозування цін на криптовалюти, оскільки воно може навчитися виявляти закономірності в даних, які неможливо виявити за допомогою традиційних методів прогнозування.

Існує багато різних методів машинного навчання, які можна використовувати для прогнозування цін на криптовалюти. Одним з найбільш популярних методів є нейронні мережі. Нейронні мережі є складними моделями машинного навчання, які можуть навчитися виявляти складні закономірності в даних.

Мова програмування

Python - це потужна та універсальна мова програмування, яка широко використовується для розробки програмного забезпечення, включаючи машинне навчання. Python має ряд переваг для розробки нейромереж для прогнозування цін на криптовалюти:

Простота використання: Python є відносно легкою мовою для вивчення та використання. Це робить його хорошим вибором для розробників, які не мають досвіду роботи з машинним навчанням.

Міцна бібліотека: Python має міцну бібліотеку для машинного навчання, яка включає в себе інструменти для підготовки даних, навчання нейромереж та оцінки їх ефективності.

Відкрита розробка: Python є відкритим кодом, що означає, що його може використовувати та модифікувати будь-хто. Це забезпечує доступність та прозорість коду, що важливо для розробки надійності та прозорості нейромереж.

Інструменти для підготовки даних

Першим кроком у процесі прогнозування цін на криптовалюти є підготовка даних. Ці дані можуть включати історичні дані про ціни, дані про новини, дані про соціальні мережі та інші фактори, які можуть впливати на ціни на криптовалюти.

Для підготовки даних можна використовувати такі бібліотеки:

- Pandas - це бібліотека Python для роботи з даними. Вона може використовуватися для завантаження даних з різних джерел, очищення даних від шуму та підготовки даних для навчання нейромережі.
- NumPy - це бібліотека Python для наукового обчислення. Вона може використовуватися для проведення статистичного аналізу даних та для підготовки даних для навчання нейромережі.
- Scikit-learn - це бібліотека Python для машинного навчання. Вона може використовуватися для навчання нейромережі на наборі даних.

Інструменти для навчання нейромереж

Після того, як дані будуть підготовлені, можна приступати до навчання нейромережі. Для навчання нейромережі можна використовують такі бібліотеки та фреймворки:

- TensorFlow - це фреймворк для машинного навчання від Google. Він може використовуватися для навчання нейромереж різних архітектур і типів.
- PyTorch - це фреймворк для машинного навчання від Facebook. Він схожий на TensorFlow, але має ряд унікальних функцій.
- Keras - це високорівнева бібліотека для TensorFlow і PyTorch. Вона спрощує процес навчання нейромереж.

Інструменти для оцінки та впровадження нейромереж

Після того, як нейромережа буде навчена, її потрібно оцінити та впровадити. Для оцінки нейромережі можна використовувати такі інструменти:

Scikit-learn - має вбудовані функції для оцінки моделей машинного навчання.

TensorFlow і PyTorch також мають вбудовані функції для оцінки моделей машинного навчання.

Для впровадження нейромережі можна використовувати такі фреймворки:

Flask - це фреймворк для веб-розробки. Він може використовуватися для створення веб-інтерфейсу для введення даних та отримання прогнозів від нейромережі.

Dash - це фреймворк для створення інтерактивних веб-додатків. Він може використовуватися для створення інтерактивного веб-додатку для прогнозування цін на криптовалюти.

Метамоделі

Метамоделі - це тип моделей машинного навчання, які можуть використовуватися для об'єднання прогнозів від різних моделей. Метамоделі можуть бути корисними для підвищення точності прогнозування цін на криптовалюти, оскільки вони можуть враховувати інформацію з різних моделей.

Існує багато різних методів метамоделювання, які можна використовувати для прогнозування цін на криптовалюти. Одним з найбільш популярних методів є метод суми зважених прогнозів. Цей метод передбачає, що прогноз від метамоделі дорівнює сумі зважених прогнозів від різних моделей.

Для підвищення ефективності прогнозування криптовалюти можна використовувати такі підходи:

- Використання нових методів та моделей. Наприклад, можна використовувати нові статистичні методи, які можуть враховувати нелінійні зв'язки між даними, або нові методи машинного навчання, які можуть бути менш схильні до перенавчання.
- Використання більших обсягів даних. Більші обсяги даних дозволяють використовувати більш складні методи та моделі, які можуть бути більш точними.

- Використання більш ефективних алгоритмів навчання. Ефективні алгоритми навчання можуть скоротити час навчання моделей, що дозволяє використовувати більш складні моделі.

Використовуючи сучасні засоби програмної інженерії для прогнозування криптовалюти, можна отримати ряд переваг:

- Ефективність: сучасні засоби програмної інженерії дозволяють використовувати різні методи прогнозування, а також об'єднувати прогнози, отримані різними методами. Це дозволяє отримати більш точні прогнози.

- Зручність використання: сучасні засоби програмної інженерії мають зручний інтерфейс, що дозволяє легко використовувати їх для прогнозування криптовалюти.

- Доступність: сучасні засоби програмної інженерії доступні в безкоштовному або платному варіанті.

Недоліки використання сучасних засобів програмної інженерії для прогнозування криптовалюти

Але використовуючи їх, слід враховувати ряд недоліків:

- Складність: сучасні засоби програмної інженерії можуть бути складними у використанні. Для того, щоб отримати точні прогнози, необхідно мати знання в області статистики, машинного навчання та інших галузей.

- Неточність: навіть найточніші прогнози можуть бути невірними. Це пов'язано з тим, що ціна криптовалюти є вельми волатильною і може змінюватися під впливом різних факторів, які важко передбачити.

2 АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ МЕТОДІВ ТА ЗАСОБІВ ПІДВИЩЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ПРОГНОЗУВАННЯ ЦІН НА КРИПТОВАЛЮТИ

2.1. Основні методи прогнозування цін на криптовалюти

Прогнозування цін на криптовалюти є складним завданням, оскільки криптовалюти є новими активами з нестабільним ринком. На їхню ціну впливає безліч факторів, як внутрішніх, так і зовнішніх.

Існує два основних підходи до прогнозування цін на криптовалюти:

Фундаментальний аналіз - це метод прогнозування, який фокусується на оцінці внутрішньої цінності криптовалюти. Для цього досліджуються такі фактори, як технологія, використання, рівень впровадження та інші.

Фундаментальний аналіз фокусується на оцінці внутрішньої цінності криптовалюти. Для цього досліджуються такі фактори, як:

- Технологія - технологія, яка лежить в основі криптовалюти, її потенціал для інновацій та розвитку.
- Використовування - як використовується криптовалюта, які є її основні застосування.
- Рівень впровадження - як широко використовується криптовалюта, який є її потенціал для зростання.
- Законотворча діяльність - як регулюється криптовалюта, які є потенційні ризики та можливості, пов'язані з регулюванням.

Технічний аналіз - це метод прогнозування, який фокусується на вивченні історичних цінових даних. Для цього використовуються такі інструменти, як графіки, технічні показники та ін.

Технічні показники - це математичні формули, які використовуються для аналізу історичних цінових даних. Вони можуть використовуватися для виявлення тенденцій, форм та інших закономірностей у динаміці цін на криптовалюти.

Математичні методи

Математичні методи прогнозування цін на криптовалюти використовують статистичні методи для виявлення закономірностей у даних. До найпоширеніших математичних методів прогнозування відносяться:

Регресійний аналіз - це метод прогнозування, який використовує лінійну або нелінійну залежність між цінами криптовалюти та іншими факторами.

Регресійний аналіз є одним з найпоширеніших методів прогнозування цін на криптовалюти. Він використовується для виявлення лінійної або нелінійної залежності між цінами криптовалюти та іншими факторами, такими як технічні показники, макроекономічні показники або фактори попиту та пропозиції.

Аналіз часових рядів - це метод прогнозування, який використовує дані про історичні ціни криптовалюти для прогнозування майбутньої ціни.

Аналіз часових рядів використовується для виявлення закономірностей у динаміці цін на криптовалюти. Ці закономірності можуть бути використані для прогнозування майбутньої ціни криптовалюти.

Статистичне моделювання - це метод прогнозування, який використовує статистичні моделі для прогнозування майбутньої ціни криптовалюти.

Статистичне моделювання використовується для створення моделі, яка відображає закономірності у даних про ціни на криптовалюти. Ця модель може бути використана для прогнозування майбутньої ціни криптовалюти.

Методи машинного навчання

Методи машинного навчання використовують алгоритми машинного навчання для навчання на даних та прогнозування майбутньої ціни криптовалюти. До найпоширеніших методів машинного навчання для прогнозування цін на криптовалюти відносяться:

Нейронні мережі - це тип машинного навчання, який використовує мережі нейронів для навчання на даних та прогнозування майбутньої ціни криптовалюти.

Нейронні мережі є одними з найпотужніших методів машинного навчання. Вони можуть бути використані для виявлення складних закономірностей у даних, які не можуть бути виявлені за допомогою інших методів.

Дендричні дерева - це тип машинного навчання, який використовує дерева рішень для навчання на даних та прогнозування майбутньої ціни криптовалюти.

Дендричні дерева є відносно простими в розумінні та використанні методами машинного навчання. Вони можуть бути використані для прогнозування цін на криптовалюти, які мають відносно просту структуру.

Багатофакторні регресійні моделі - це тип машинного навчання, який використовує багатофакторну регресію для навчання на даних та прогнозування майбутньої ціни криптовалюти.

Багатофакторні регресійні моделі є відносно універсальними методами машинного навчання. Вони можуть бути використані для прогнозування цін на криптовалюти, які мають складну структуру.

Вибір методу прогнозування цін на криптовалюти залежить від таких факторів, як:

- Цілі прогнозування
- Доступні дані
- Кваліфікація прогнозиста

Якщо метою прогнозування є прийняття інвестиційних рішень, то слід використовувати метод, який забезпечує високу точність прогнозів. Якщо дані обмежені, то слід використовувати метод, який є менш чутливим до шуму в даних. Якщо прогнозист має обмежені знання про криптовалюти, то слід використовувати метод, який є простим у використанні.

2.2. Математичні моделі

Метод ARMA

Метод ARMA (Autoregressive Moving Average) є одним із найпоширеніших методів прогнозування курсу криптовалюти. Він ґрунтується на припущенні, що поточний курс криптовалюти залежить від її історичних значень та від випадкових коливань.

Метод ARMA являє собою комбінацію двох моделей: авторегресивної (AR) та середньозміщеної (MA). Модель AR описує вплив історичних значень курсу криптовалюти на її поточний курс. Модель MA описує вплив випадкових коливань на поточний курс криптовалюти.

Модель AR можна представити у вигляді наступного рівняння:

$$X_t = c + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^{\{p\}} \varphi_i X_{\{t-i\}} \quad (2.1)$$

Ця формула (2.1) визначає значення часового ряду X_t в момент часу t , як суму константи c , білого шуму ε_t та попередніх значень часового ряду, помножених на відповідні коефіцієнти авторегресії φ_i .

Це рівняння можна переписати у вигляді матричного рівняння (2.2):

$$X_t = c + \varepsilon_t + [\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p][X_{\{t-1\}}; X_{\{t-2\}}; \dots; X_{\{t-p\}}] \quad (2.2)$$

В якій $[\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p]$ вектор коефіцієнтів авторегресії, а $[X_{\{t-1\}}; X_{\{t-2\}}; \dots; X_{\{t-p\}}]$ вектор попередніх значень часового ряду.

Модель MA можна представити у вигляді наступного рівняння:

$$X_t = c + \varepsilon_t + \sum_{j=1}^{\{p\}} \theta_j \varepsilon_{\{t-j\}} \quad (2.3)$$

У цій формулі (2.3) X_t також визначає значення часового ряду в момент часу t , але тепер воно залежить від білого шуму ε_t , та попередніх значень білого шуму, помножених на коефіцієнти ковзного середнього θ_j .

Це рівняння можна переписати у вигляді матричного рівняння (2.4):

$$X_t = c + \varepsilon_t + [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q][\varepsilon_{\{t-1\}}; \varepsilon_{\{t-2\}}; \dots; \varepsilon_{\{t-q\}}] \quad (2.4)$$

Тут $[\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q]$ вектор коефіцієнтів ковзного середнього, а $[\varepsilon_{\{t-1\}}; \varepsilon_{\{t-2\}}; \dots; \varepsilon_{\{t-q\}}]$ вектор попередніх значень білого шуму.

Тоді при комбінації повна формула буде мати такий вигляд(2.5):

$$X_t = c + \varepsilon_t + \sum_{\{i=1\}}^{\{p\}} \varphi_i X_{\{t-i\}} + \sum_{\{j=1\}}^{\{q\}} \theta_j \varepsilon_{\{t-j\}} \quad (2.5)$$

У програмному вигляді, при використанні цієї моделі ми будемо оголошувати її як:

$$\text{ARMA}(p, q)$$

Де для p - порядок авторегресії (AR, autoregressive order), а для q - порядок ковзного середнього (MA, moving average order).

Модель ARMA є комбінацією авторегресії та ковзного середнього і використовується для моделювання часових рядів та прогнозування майбутніх значень на основі попередніх спостережень та шуму.

Метод ARIMA

Математичний метод ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) - це модель часових рядів, яка включає в себе авторегресію (AR), інтеграцію (I) та ковзне середнє (MA). ARIMA є розширенням моделі ARMA для роботи з нестационарними часовими рядами, включаючи тренд та сезонність.

Програмно записується як:

$$\text{ARIMA}(p, d, q)$$

Параметри моделі позначаються як p , d та q , де:

p - порядок авторегресії, d - порядок інтеграції, q - порядок ковзного середнього.

Аналогічно до AR моделі, ARIMA містить авторегресійний компонент, де поточне значення часового ряду залежить від попередніх значень зі зсувом на p часових одиниць.

Як і в моделі ARMA, ковзне середнє (MA) в ARIMA використовується для моделювання шумової складової часового ряду.

Інтеграційний компонент вказує на кількість диференціювань, необхідних для зроблення часового ряду стаціонарним. Інтеграція використовується для усунення тренду в ряді. Інтеграційна частина позначається як d , і відображається в різниці між послідовними значеннями ряду (2.6):

$$\Delta^d X_t = (X_t - X_{\{t-1\}}) - (X_{\{t-1\}} - X_{\{t-2\}}) - \dots - (X_{\{t-d\}} - X_{\{t-d-1\}}) \quad (2.6)$$

Тому при додаванні інтеграційного компоненту повна формула буде мати такий вигляд (2.7):

$$\Delta^d X_t = c + \varepsilon_t + \sum_{\{i=1\}}^{\{p\}} \varphi_i \Delta^d X_{\{t-i\}} + \sum_{\{j=1\}}^{\{q\}} \theta_j \varepsilon_{\{t-j\}} \quad (2.7)$$

Таким чином, ARIMA включає у себе авторегресію (AR), інтеграцію (I) та ковзне середнє (MA), і використовується для моделювання та прогнозування нестационарних часових рядів

Метод ARIMA має ряд переваг:

- Він є більш точним, ніж метод ARMA, для прогнозування високоволатильних цін.

- Він може бути використаний для прогнозування трендів.

Однак метод ARIMA має також і деякі недоліки:

- Він може бути більш складним у використанні, ніж метод ARMA.

- Він може бути чутливим до вибору початкових значень коефіцієнтів.

Метод ARIMA може бути використаний для підвищення ефективності прогнозування курсу криптовалюти в комбінації з іншими методами, такими як нейронні мережі.

Метод лінійної регресії

Метод лінійної регресії - це статистичний метод, що використовується для вивчення взаємозв'язку між залежною змінною (в цьому випадку курсом криптовалюти) та однією чи декількома незалежними змінними (факторами), які можуть впливати на цю залежну змінну. У контексті прогнозування курсу криптовалюти, лінійна регресія може бути корисною для моделювання та прогнозування цінових тенденцій на основі різних факторів.

Для прогнозування потрібно спочатку обробити та підготувати дані для аналізу. Це включає у себе видалення відсутніх значень, масштабування даних та інші операції для покращення якості аналізу. Потім Вибрати залежну змінну

(цільову) та одну або декілька незалежних змінних. Модель лінійної регресії має вигляд (2.8):

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n + \varepsilon \quad (2.8)$$

Де Y залежна змінна (курс криптовалюти), β_0 константа (зсув), $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ коефіцієнти регресії, X_1, X_2, \dots, X_n незалежні змінні (фактори), ε помилка моделі.

Далі, використовуючи метод найменших квадратів, потрібно оцінити значення коефіцієнтів регресії $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$, які найкраще підлаштовуються до наявних даних. За допомогою побудованої моделі можна здійснювати прогнози для майбутніх значень курсу криптовалюти на основі нових даних щодо факторів. При необхідності модель можна вдосконалити або розширити, додаючи нові фактори.

Метод лінійної регресії має ряд переваг:

- Він є відносно простим у використанні.
- Він може бути використаний для прогнозування як короткострокових,

так і довгострокових коливань цін.

Однак метод лінійної регресії має також і деякі недоліки:

- Він може бути недостатньо точним для прогнозування високоволатильних цін.
- Він може бути нечутливим до впливу деяких факторів.

Метод лінійної регресії може бути використаний для підвищення ефективності прогнозування курсу криптовалюти в комбінації з іншими методами, такими як методи машинного навчання.

2.3. Методи машинного навчання

Нейронні мережі

Нейронні мережі - це один із найпотужніших методів машинного навчання, який використовується для вирішення різноманітних задач, у тому числі і для прогнозування курсу криптовалюти.

Нейронні мережі ґрунтуються на моделі людського мозку, яка складається з нейронів, що з'єднані між собою. Кожен нейрон отримує вхідні сигнали від інших нейронів і виробляє вихідний сигнал, який передається іншим нейронам.

Рекурентна нейронна мережа (RNN) - це один з типів нейронних мереж, яка обробляє дані у вигляді послідовностей. Це робить їх особливо придатними для прогнозування курсу криптовалюти, який є послідовністю цін.

RNN складається з нейронів, які з'єднані між собою у вигляді ланцюжка. Кожен нейрон отримує вхідні сигнали від попередніх нейронів і виробляє вихідний сигнал, який передається наступним нейронам.

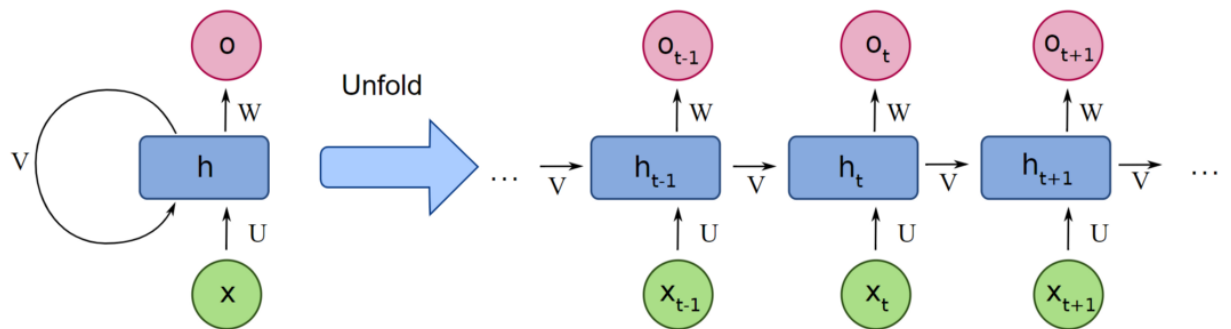


Рис.2.1 Приклад роботи рекурентної нейронної мережі (RNN)

Введення (x): На кожному кроці часу RNN отримує введення та попередній стан.

Обчислення (h): Використовуючи введення та попередній стан (V), RNN обчислює новий стан.

Виведення (o): На кожному кроці виходить результат та новий стан, які можуть використовуватися для подальших обчислень.

Для прогнозування курсу криптовалюти RNN може використовуватися для моделювання впливу історичних значень курсу криптовалюти на її поточний курс. Це робиться шляхом використання попереднього значення курсу криптовалюти як вхідного сигналу для RNN.

Наприклад, RNN може бути навчена на даних про курс криптовалюти за останній рік. На основі цих даних RNN може навчитися визначати, як зміна курсу

криптовалюти в минулому впливає на її поточний курс. Це дозволяє RNN використовувати ці дані для прогнозування курсу криптовалюти на майбутній період.

Рекурентні нейронні мережі мають ряд переваг, які роблять їх ефективним інструментом для прогнозування курсу криптовалюти:

- Вони можуть враховувати часову залежність між значеннями курсу криптовалюти.
- Вони можуть враховувати випадковість цін на криптовалюти.
- Вони можуть бути навчені на великих обсягах даних.

Недоліки використання рекурентної нейронної мережі для прогнозування курсу криптовалюти

- Вони можуть бути складними у використанні та налаштуванні.
- Вони можуть бути чутливими до якості даних, на яких вони навчаються.

Дослідження показують, що рекурентні нейронні мережі можуть бути ефективними для прогнозування курсу криптовалюти. Однак важливо вибрати правильний тип RNN та правильно налаштувати її для досягнення найкращих результатів.

Дерева рішень

Дерева рішень - це метод машинного навчання, який використовується для класифікації та прогнозування. Дерево рішень - це модель, яка представляє ієрархічну структуру рішень.

Для прогнозування курсу криптовалюти дерево рішень може використовуватися для моделювання впливу різних факторів на курс криптовалюти. Наприклад, дерево рішень може бути навчене на даних про курс криптовалюти, а також про інші фактори, такі як:

- Економічна ситуація в світі
- Політична ситуація в світі
- Новини та події, що стосуються криптовалют

- Попит та пропозиція на криптовалюти

На основі цих даних дерево рішень може навчитися визначати, як зміна кожного з цих факторів впливає на курс криптовалюти. Це дозволяє дереву рішень використовувати ці фактори для прогнозування курсу криптовалюти на майбутній період.

Дерева рішень мають ряд переваг, які роблять їх ефективним інструментом для прогнозування курсу криптовалюти:

- Вони відносно прості у використанні та налаштуванні.
- Вони можуть бути навчені на відносно невеликих обсягах даних.
- Вони можуть бути зрозумілими та інтерпретованими.

Дерева рішень також мають ряд недоліків, які можуть призвести до зниження їхньої точності:

- Вони можуть бути нестійкими до шуму в даних.
- Вони можуть бути негнучкими і не можуть враховувати складні взаємозв'язки між факторами.

Дослідження показують, що дерева рішень можуть бути ефективними для прогнозування курсу криптовалюти. Однак важливо вибрати правильні фактори для врахування та правильно налаштувати дерево рішень для досягнення найкращих результатів.

2.4. Комбіновані методи

Ансамбль методів

Однією з найпоширеніших комбінацій методів прогнозування є використання ансамблів методів. Ансамбль методів - це метод, який об'єднує прогнози декількох методів прогнозування. Це може призвести до підвищення точності прогнозів, оскільки різні методи прогнозування можуть мати різні сильні та слабкі сторони.

Наприклад, можна використовувати ансамбль, який об'єднує прогнози методу лінійної регресії та штучних нейронних мереж. Цей ансамбль може бути

більш точним, ніж будь-який з методів окремо, оскільки він враховує сильні сторони кожного методу.

Наприклад, якщо метод лінійної регресії прогнозує, що ціна криптовалюти буде 1000 доларів, метод штучних нейронних мереж прогнозує, що ціна криптовалюти буде 1100 доларів, а дерево рішень прогнозує, що ціна криптовалюти буде 900 доларів, то кінцевий прогноз буде 1050 доларів.

Іншим способом використання ансамблів методів для прогнозування курсу криптовалюти є метод взаємного навчання. Метод взаємного навчання передбачає, що методи прогнозування навчаються один на одному. Це може призвести до підвищення точності прогнозів, оскільки методи прогнозування можуть вчитися на помилках один одного.

Наприклад, метод лінійної регресії може навчатися на помилках методу штучних нейронних мереж, а метод штучних нейронних мереж може навчатися на помилках дерева рішень. Це може призвести до підвищення точності прогнозів кожного з методів.

Дослідження показують, що ансамблі методів можуть бути ефективними для прогнозування курсу криптовалюти. Однак важливо вибрати правильні методи прогнозування для об'єднання та правильно налаштувати ансамбль.

Метамоделі

Метамоделі - це методи машинного навчання, які використовують інші методи машинного навчання для прогнозування. Метамоделі можуть бути використані для підвищення точності прогнозування, оскільки вони можуть використовувати сильні сторони різних методів машинного навчання.

Метамоделі можна класифікувати на два основних типи:

- Функціональні метамоделі використовують функцію для об'єднання прогнозів декількох методів машинного навчання.
- Алгоритмічні метамоделі використовують алгоритм для об'єднання прогнозів декількох методів машинного навчання.

Функціональні метамоделі є більш простими у використанні, ніж алгоритмічні метамоделі. Однак вони можуть бути менш точними, ніж алгоритмічні метамоделі.

Алгоритмічні метамоделі є більш складними у використанні, ніж функціональні метамоделі. Однак вони можуть бути більш точними, ніж функціональні метамоделі.

Метамоделі можуть бути використані для прогнозування курсу криптовалюти різними способами. Наприклад, метамоделі може бути використана для об'єднання прогнозів методу лінійної регресії, методу штучних нейронних мереж та дерева рішень. Це може призвести до підвищення точності прогнозів, оскільки метамоделі може використовувати сильні сторони кожного методу.

Метамоделі також може бути використана для прогнозування курсу криптовалюти в умовах високої волатильності. Метамоделі може використовувати адаптивний метод прогнозування, який може змінювати свою структуру або параметри на основі даних, на яких він навчається. Це може призвести до підвищення точності прогнозів у таких умовах.

Метамоделі є ефективним способом покращення точності прогнозування криптовалюти. Однак вони вимагають ретельного вибору методів машинного навчання, які будуть використовуватися в метамоделі, а також правильного налаштування метамоделі.

3. РОЗРОБКА СИСТЕМИ ПІДВИЩЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ПРОГНОЗУВАННЯ ЦІН НА КРИПТОВАЛЮТИ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОМЕРЕЖ

3.1. Аналіз вимог до системи

Загальна мета системи полягає в підвищенні точності прогнозу курсу криптовалюти. Для цього система буде використовувати ансамблевий метод метамоделі лінійної регресії, який буде об'єднувати прогнози методу ARIMA та нейромережі RNN.

Вимоги до даних

Система потребуватиме даних про курс криптовалюти, а також даних про інші фактори, які можуть впливати на курс криптовалюти. Дані повинні бути репрезентативними для курсу криптовалюти, для якого проводиться прогноз. Дані також повинні бути достатньо точними та достовірними.

Вимоги до методів прогнозування

Система буде використовувати два методи прогнозування: метод ARIMA та нейромережу RNN.

Обидва методи мають свої сильні та слабкі сторони. Метод ARIMA добре підходить для прогнозування курсу криптовалюти в умовах низької волатильності. Метод RNN добре підходить для прогнозування курсу криптовалюти в умовах високої волатильності.

Система повинна бути здатна налаштовувати параметри методів прогнозування таким чином, щоб забезпечити максимальну точність прогнозу.

Вимоги до методу об'єднання прогнозів

Система буде використовувати метамоделі лінійної регресії для об'єднання прогнозів методу ARIMA та нейромережі RNN.

У даному випадку метамоделі лінійної регресії може бути використана для об'єднання прогнозів методу ARIMA та нейромережі RNN. Для цього необхідно

створити модель лінійної регресії, яка буде отримувати на вхід прогнози кожного методу прогнозування, а на вихід буде генерувати прогноз курсу криптовалюти.

Система повинна бути здатна налаштовувати параметри методу об'єднання прогнозів таким чином, щоб забезпечити максимальну точність прогнозу.

Система для підвищення точності прогнозу курсу криптовалюти за допомогою ансамблевого методу метамоделі лінійної регресії, який буде об'єднувати прогнози методу ARIMA та нейромережі RNN, повинна відповідати наступним вимогам:

- Система повинна мати доступ до даних про курс криптовалюти, а також даних про інші фактори, які можуть впливати на курс криптовалюти.
- Система повинна використовувати два методи прогнозування: метод ARIMA та нейромережу RNN.
- Система повинна бути здатна налаштовувати параметри методів прогнозування таким чином, щоб забезпечити максимальну точність прогнозу.
- Система повинна використовувати метамоделю лінійної регресії для об'єднання прогнозів методу ARIMA та нейромережі RNN.

Виконання цих вимог дозволить створити ефективну систему, яка буде підвищувати точність прогнозу курсу криптовалюти.

3.2. Проектування системи

3.2.1. Вибір програмних засобів реалізації

Мова програмування

Мова програмування Python є хорошим вибором для прогнозування криптовалюти з наступних причин:

Це мова програмування загального призначення, яка має широкий спектр функцій для обробки даних та машинного навчання. Це дозволяє використовувати Python для реалізації різних методів прогнозування, таких як статистичні методи, методи машинного навчання та ансамблеві методи.

Python - мова програмування з відкритим кодом, яка доступна безкоштовно.

Це дозволяє використовувати Python для розробки та тестування прогнозних моделей без необхідності купувати ліцензію.

Мова Python має активну спільноту розробників, які створюють та підтримують бібліотеки та інструменти для прогнозування криптовалюти. Це полегшує використання Python для прогнозування криптовалюти.

Ось деякі конкретні переваги використання Python для прогнозування криптовалюти:

- Python має вбудовані функції для обробки даних, такі як Pandas і NumPy. Ці функції дозволяють легко збирати, очищати та аналізувати дані про ціну криптовалюти.
- Python має велику бібліотеку бібліотек машинного навчання, таких як scikit-learn і TensorFlow. Ці бібліотеки дозволяють легко реалізувати різні методи машинного навчання для прогнозування криптовалюти.
- Python має вбудовані функції для візуалізації даних, такі як Matplotlib. Ці функції дозволяють легко візуалізувати результати прогнозування криптовалюти.

Інструменти для підготовки даних

ufinance - це бібліотека Python, яка дозволяє отримувати доступ до фінансових даних з різних джерел, включаючи Yahoo Finance, Google Finance, Quandl та інші. Бібліотека ufinance використовується для таких завдань, як:

Отримання історичних даних про ціни акцій, криптовалют, індексів та інших фінансових інструментів. Бібліотека ufinance дозволяє отримувати історичні дані про ціни акцій, криптовалют, індексів та інших фінансових інструментів за певний період часу.

Отримання поточних котирувань цінних паперів. Бібліотека ufinance дозволяє отримувати поточні котирування цінних паперів.

Отримання фінансових звітів компаній. Бібліотека ufinance дозволяє отримувати фінансові звіти компаній, такі як баланси, звіт про прибуток і збитки та інші.

Бібліотека ufinance є потужним інструментом для роботи з фінансовими

даними. Вона може використовуватися для різних завдань, включаючи отримання доступу до даних, обробку даних, аналіз даних та прогнозування даних.

Scikit-learn, Pandas і NumPy є популярними бібліотеками для Python, які часто використовуються при прогнозуванні криптовалюти.

Scikit-learn - це бібліотека машинного навчання для Python, яка містить реалізацію різних алгоритмів машинного навчання, таких як методи підтримки векторів (SVM), методи випадкових лісів, нейронні мережі та інші. Scikit-learn дозволяє легко реалізувати різні методи прогнозування криптовалюти, такі як статистичні методи, методи машинного навчання та ансамблеві методи.

Pandas - це бібліотека для обробки даних для Python, яка містить функції для збирання, очищення, аналізу та візуалізації даних. Pandas дозволяє легко збирати дані про ціну криптовалюти з різних джерел, очищати дані від шуму та аномалій, а також аналізувати дані для виявлення тенденцій та закономірностей.

NumPy - це бібліотека для чисельного обчислення для Python, яка містить функції для роботи з масивами даних. NumPy дозволяє легко виконувати операції з масивами даних, такими як додавання, віднімання, множення, ділення, а також статистичне оброблення даних.

Ось деякі конкретні переваги використання Scikit-learn, Pandas і NumPy для прогнозування криптовалюти:

- Scikit-learn містить реалізацію різних алгоритмів машинного навчання, які можуть бути використані для прогнозування криптовалюти.
- Pandas дозволяє легко збирати, очищати та аналізувати дані про ціну криптовалюти.
- NumPy дозволяє легко виконувати операції з масивами даних, які можуть бути використані для прогнозування криптовалюти.

Для отримання точних прогнозів необхідно мати знання в області статистики, машинного навчання та інших галузей. Однак ці бібліотеки є потужними інструментами, які можуть бути використані для розробки ефективних прогнозних моделей.

Ось деякі конкретні приклади того, як Scikit-learn, Pandas і NumPy можуть

бути використані для прогнозування криптовалюти:

Можна використовувати Scikit-learn для реалізації методу підтримки векторів (SVM) для прогнозування ціни криптовалюти.

Можна використовувати Pandas для збирання даних про ціну криптовалюти з різних джерел, таких як веб-сайти бірж, аналітичні компанії та інші.

Можна використовувати NumPy для виконання статистичного оброблення даних про ціну криптовалюти, таких як визначення тенденцій та закономірностей.

Інструменти для навчання та впровадження нейромереж

TensorFlow і Keras є популярними бібліотеками для машинного навчання для Python, які часто використовуються для прогнозування криптовалюти.

TensorFlow - це бібліотека для машинного навчання та обробки даних, яка дозволяє розробляти та обробляти складні моделі машинного навчання. TensorFlow дозволяє легко реалізувати різні методи машинного навчання, такі як нейронні мережі, методи підтримки векторів (SVM), методи випадкових лісів та інші.

Keras - це надбудова над TensorFlow, яка спрощує розробку нейронних мереж. Keras дозволяє легко створювати нейронні мережі різних архітектур, а також налаштовувати параметри нейронних мереж.

Ось деякі конкретні переваги використання TensorFlow і Keras для прогнозування криптовалюти:

- TensorFlow і Keras дозволяють реалізувати різні методи машинного навчання, які можуть бути використані для прогнозування криптовалюти.
- TensorFlow і Keras дозволяють легко створювати нейронні мережі, які можуть бути ефективними для прогнозування криптовалюти.
- TensorFlow і Keras мають активну спільноту розробників, які створюють та підтримують бібліотеки та інструменти для прогнозування криптовалюти.

Ось деякі конкретні приклади того, як TensorFlow і Keras можуть бути використані для прогнозування криптовалюти:

Можна використовувати TensorFlow для реалізації нейронної мережі для прогнозування ціни криптовалюти.

Можна використовувати Keras для створення нейронної мережі на основі архітектури LSTM для прогнозування ціни криптовалюти.

Вибір конкретних методів та бібліотек для прогнозування криптовалюти залежить від конкретних цілей та завдань. Однак TensorFlow і Keras є хорошими загальними виборами для прогнозування криптовалюти.

Особливості використання TensorFlow і Keras для прогнозування криптовалюти:

- TensorFlow і Keras дозволяють використовувати різні типи нейронних мереж, такі як LSTM, CNN, Transformer та інші. Це дозволяє розробляти моделі, які можуть бути ефективними для прогнозування криптовалюти.
- TensorFlow і Keras дозволяють використовувати різні оптимізатори, такі як Adam, RMSprop, SGD та інші. Це дозволяє підбирати оптимізатор, який може забезпечити найкращу точність прогнозів.
- TensorFlow і Keras дозволяють використовувати різні методи регуляції, такі як dropout, L2-регуляція, L1-регуляція та інші. Це дозволяє запобігти перенавчанню моделей.

TensorFlow і Keras є потужними інструментами, які можуть бути використані для розробки ефективних прогнозних моделей для криптовалюти. Ці бібліотеки дозволяють використовувати різні методи машинного навчання, а також різні типи нейронних мереж.

Інструменти для візуалізації даних

Matplotlib - це бібліотека для візуалізації даних для Python, яка містить функції для створення різних типів графіків та діаграм. Matplotlib є популярним вибором для візуалізації даних прогнозування криптовалюти з наступних причин:

Matplotlib дозволяє легко створювати візуально привабливі графіки та діаграми. Це важливо для візуалізації даних прогнозування криптовалюти, оскільки такі дані можуть бути складними та важкими для розуміння.

Matplotlib має широкий спектр функцій для візуалізації даних. Це дозволяє створювати графіки та діаграми, які відповідають конкретним потребам.

Matplotlib є відкритим кодом та доступний безкоштовно. Це дозволяє використовувати Matplotlib для візуалізації даних прогнозування криптовалюти без необхідності купувати ліцензію.

Ось деякі конкретні переваги використання Matplotlib для візуалізації даних прогнозування криптовалюти:

- Matplotlib дозволяє легко створювати графіки ціни криптовалюти. Це може бути корисно для аналізу тенденцій ціни та виявлення закономірностей.
- Matplotlib дозволяє легко створювати графіки прогнозів ціни криптовалюти. Це може бути корисно для порівняння різних методів прогнозування та оцінки точності прогнозів.

Ось деякі конкретні приклади того, як Matplotlib може бути використаний для візуалізації даних прогнозування криптовалюти:

- Можна використовувати Matplotlib для створення графіка ціни Bitcoin за останні 3 роки.
- Можна використовувати Matplotlib для створення графіка прогнозу ціни Bitcoin, отриманого за допомогою нейронної мережі.

Особливості використання Matplotlib для візуалізації даних прогнозування криптовалюти:

- Matplotlib дозволяє використовувати різні типи графіків, такі як лінійчасті графіки, стовпчасті графіки, кругові діаграми та інші. Це дозволяє створювати візуалізації, які відповідають конкретним потребам.
- Matplotlib дозволяє використовувати різні стилі та форматування для візуалізацій. Це дозволяє створювати візуалізації, які є візуально привабливими та інформативними.
- Matplotlib дозволяє легко зберігати візуалізації в різних форматах файлів. Це дозволяє ділитися візуалізаціями з іншими людьми.

Matplotlib є потужним інструментом, який може бути використаний для візуалізації даних прогнозування криптовалюти. Ця бібліотека дозволяє

створювати візуально привабливі та інформативні візуалізації даних, які можуть бути корисними для аналізу тенденцій ціни та оцінки точності прогнозів.

3.2.2. Вибір математичної моделі

Математична модель ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) є статистичним методом прогнозування, який ґрунтується на моделюванні часових рядів. ARIMA є ефективним методом для прогнозування курсу криптовалюти, оскільки вона має наступні переваги:

ARIMA може враховувати сезонні тенденції в курсі криптовалюти. Курс криптовалюти часто має сезонні тенденції, які пов'язані з такими факторами, як свята, вихідні та інші події. ARIMA може враховувати ці сезонні тенденції, що дозволяє поліпшити точність прогнозу.

ARIMA може враховувати тренди в курсі криптовалюти. Курс криптовалюти часто має тренди, які можуть бути як зростаючими, так і спадаючими. ARIMA може враховувати ці тренди, що дозволяє поліпшити точність прогнозу.

ARIMA може враховувати шум в даних про курс криптовалюти. Дані про курс криптовалюти часто містять шум, який може бути викликаний різними факторами, такими як помилки вимірювання та випадкові події. ARIMA може враховувати шум в даних, що дозволяє поліпшити точність прогнозу.

Крім того, ARIMA є відносно простим методом в освоєнні та використанні. Це робить її привабливим вибором для прогнозування курсу криптовалюти, оскільки цей метод може бути використаний навіть користувачами з обмеженими знаннями в галузі машинного навчання.

3.2.3. Вибір типу нейромережі

RNN (Recurrent Neural Network) - це нейронна мережа, яка може обробляти дані у вигляді послідовностей. Це робить її привабливим вибором для прогнозування курсу криптовалюти, оскільки курс криптовалюти є часо-обумовленим.

RNN мають наступні переваги для прогнозування курсу криптовалюти:

RNN можуть враховувати довгострокові тенденції в курсі криптовалюти. Курс криптовалюти часто має довгострокові тенденції, які можуть бути викликані такими факторами, як макроекономічна ситуація, державна політика та інші події. RNN можуть враховувати ці довгострокові тенденції, що дозволяє поліпшити точність прогнозу.

RNN можуть враховувати короткострокові тенденції в курсі криптовалюти. Курс криптовалюти також має короткострокові тенденції, які можуть бути викликані такими факторами, як новини, події та інші фактори. RNN можуть враховувати ці короткострокові тенденції, що дозволяє поліпшити точність прогнозу.

RNN можуть враховувати шум в даних про курс криптовалюти. Дані про курс криптовалюти часто містять шум, який може бути викликаний різними факторами, такими як помилки вимірювання та випадкові події. RNN можуть враховувати шум в даних, що дозволяє поліпшити точність прогнозу.

Крім того, RNN є ефективним методом для прогнозування курсу криптовалюти, оскільки вони можуть бути навчені на великих обсягах даних. Це робить їх привабливим вибором для прогнозування курсу криптовалюти, оскільки дані про курс криптовалюти часто є значними.

3.2.4. Вибір методу об'єднання даних

Метамоделі лінійної регресії є простим і ефективним методом об'єднання даних для прогнозування курсу криптовалюти. Вона має наступні переваги:

Метамоделі лінійної регресії є простою у використанні та зрозумілою. Це робить її привабливим вибором для користувачів з обмеженими знаннями в галузі машинного навчання.

Метамоделі лінійної регресії є ефективною для об'єднання прогнозів різних методів прогнозування. Вона може використовуватися для об'єднання прогнозів будь-яких методів прогнозування, включаючи статистичні методи, методи машинного навчання та експертні прогнози.

Метамоделі лінійної регресії може бути налаштована на різні параметри, що

дозволяє поліпшити точність прогнозу. Параметри метамоделі можуть бути налаштовані на основі таких критеріїв, як:

- Вага прогнозів кожного методу прогнозування
- Метод обробки прогнозів різних методів прогнозування

Метамоделі лінійної регресії може бути використана для об'єднання прогнозів методу ARIMA та нейромережі RNN для прогнозування курсу криптовалюти. Для цього необхідно створити модель лінійної регресії, яка буде отримувати на вхід прогнози кожного методу прогнозування, а на вихід буде генерувати прогноз курсу криптовалюти.

3.3. Реалізація системи

3.3.1. Забір даних для навчання

Використаємо бібліотеку `yfinance` для завантаження історичних фінансових даних з Yahoo Finance. Для прогнозування курсу Bitcoin виберемо 'BTC-USD' який представляє Bitcoin (BTC) у курсі до Долару США (USD).

Далі, використовуємо функцію `yf.download`, яка бере три аргументи: символ інструменту, початкову дату і кінцеву дату. Вона повертає об'єкт `pandas.DataFrame`, який містить завантажені дані.

```
# Завантаження даних за рік
symbol = 'BTC-USD'
start_date = '2020-01-01'
end_date = '2023-01-01'
data = yf.download(symbol, start=start_date, end=end_date)

# Вибір тільки колонки Close
data = data[['Close']]
```

Рис. 3.1 Завантаження даних для навчання

Після виконання змінна `data` міститиме таблицю Pandas із стовпцями, що відповідають різним даним біржового дня. Залежно від інструменту, деякі з потенційних стовпців можуть включати:

- Date: Дата (індекс таблиці)
- Open: Ціна відкриття
- High: Найвища ціна
- Low: Найнижча ціна
- Close: Ціна закриття
- Adj Close: Скоригована ціна закриття
- Volume: Обсяг торгів

Нас цікавитиме стовпець Close який відобрає ціну закриття.

Для підготовки даних використовуємо клас `MinMaxScaler` з бібліотеки `scikit-learn` для масштабування даних. Масштабування даних - це процес перетворення даних у діапазон від 0 до 1. Це може бути корисно для деяких моделей, які працюють краще з даними в цьому діапазоні.

```
# Підготовка даних
scaler = MinMaxScaler(feature_range=(0, 1))
scaled_data = scaler.fit_transform(data)
```

Рис. 3.2 підготовка даних

Після виконання цього коду змінна `scaled_data` міститиме масштабовані дані. Масштабовані дані будуть мати діапазон від 0 до 1.

Далі, визначаємо метод `create_sequences`, який створює послідовності даних. Функція бере два аргументи: дані, які потрібно використовувати для створення послідовностей даних, і довжину кожної послідовності даних. Створюємо послідовності даних. Функція `create_sequences` повертає два об'єкти `numpy.ndarray`: `sequences` містить послідовності даних, а `targets` містить цільові значення.

```

sequence_length = 60

def create_sequences(data, sequence_length):
    sequences = []
    targets = []
    for i in range(len(data)-sequence_length):
        sequences.append(data[i:i+sequence_length])
        targets.append(data[i+sequence_length-1, 0]) # Змінено індекс для цільового значення
    return np.array(sequences), np.array(targets)

sequences, targets = create_sequences(scaled_data, sequence_length)

```

Рис. 3.3 Створення послідовності даних

Після виконання цього коду змінні `sequences` і `targets` міститимуть послідовності даних і цільові значення відповідно.

Далі розбиваємо дані на тренувальний та тестовий набори.

```

# Розділення даних на тренувальний та тестовий набори
split = int(0.8 * len(sequences)) - 2
train_sequences, test_sequences = sequences[:split], sequences[split:]
train_targets, test_targets = targets[:split], targets[split:]

```

Рис. 3.4 Розбиття даних на тренувальний та тестовий набори

Тренувальний набір використовується для навчання моделі прогнозування, а тестовий набір використовується для оцінки точності моделі.

3.3.2. Тестування математичної моделі

Для прогнозування останніх 60 днів даних використовуємо модель ARIMA з бібліотеки `statsmodels`. Ініціалізуємо модель ARIMA з порядком (5, 1, 0). Порядок (5, 1, 0) означає, що модель має 5 коефіцієнтів тренду, 1 коефіцієнт сезонності і 0 коефіцієнтів автокореляції. За допомогою функції `fit` підганяємо модель ARIMA до даних.

Далі за допомогою функції `predict`, яка бере чотири аргументи: `start` - Початковий індекс даних для прогнозування. `End` - Кінцевий індекс даних для

прогнозування. `Typ` - Тип прогнозу, який потрібно отримати. У нашому випадку, `typ='levels'` вказує, що потрібно отримати прогноз у рівнях, а не в відсотках.

```
# Прогнозування ARIMA на останні 60 днів
arima_model = ARIMA(scaler.inverse_transform(scaled_data), order=(5, 1, 0))
arima_fit = arima_model.fit()
predicted_arima = arima_fit.predict(start=len(data) - len(test_targets), end=len(data) - 1, typ='levels')
```

Рис. 3.5 Прогнозування ARIMA на останні 60 днів

Після виконання цього коду змінна `predicted_arima` міститиме прогнози ARIMA для останніх 60 днів даних.

3.3.3. Навчання нейромережі

Створимо і тренуємо рекурентну нейронну мережу (RNN) для прогнозування часових рядів, а потім робимо прогнози на тестових даних.

Функція `Sequential` створює послідовну модель RNN. Перший шар - `SimpleRNN` з 50 одиницями пам'яті та активаційною функцією `ReLU`. Він приймає послідовності довжиною `sequence_length` та шириною 1 (оскільки дані масштабовані з 0 до 1) як вхід.

`Dense(1)`: Вихідний шар `Dense` має лише один нейрон, оскільки він прогнозує лише одне значення (цільову вартість) на виході.

```
# Побудова моделі RNN
model_rnn = Sequential([
    SimpleRNN(50, activation='relu', input_shape=(sequence_length, 1)),
    Dense(1)
])

model_rnn.compile(optimizer='adam', loss='mean_squared_error')
model_rnn.fit(train_sequences, train_targets, epochs=100, batch_size=32)
```

Рис. 3.6 Побудова моделі RNN

Функція `compile` налаштовує модель для тренування. Використовується оптимізатор `Adam` для адаптивного зміни ваг моделі під час тренування. Функція

втрати середньоквадратичної помилки (MSE) вимірює різницю між прогнозами та фактичними цільовими значеннями.

Функція `fit` починає тренування моделі на тренувальних даних. Де `train_sequences` - Тренувальні послідовності, створені раніше. `train_targets` - Тренувальні цільові значення. `epochs=100` - Модель тренується протягом 100 епох (проходів через усі тренувальні дані). `batch_size=32` - Дані подаються на модель партіями по 32 послідовності за раз.

3.3.4. Тестування нейромережі

Функція `predict` використовує треновану модель для прогнозування цільових значень на тестових послідовностях.

Оскільки модель прогнозує масштабовані значення від 0 до 1, їх часто зворотно трансформують до реальних значень за допомогою зворотного перетворення `MinMaxScaler`. Це можна зробити за допомогою коду, аналогічного до наступного:

```
predicted_rnn = model_rnn.predict(test_sequences)
predicted_rnn = scaler.inverse_transform(predicted_rnn.reshape(-1, 1))
```

Рис. 3.7 Передбачення моделі RNN

Тепер `test_predictions` міститиме прогнози значень часового ряду в їхній реальній шкалі.

```
[*****100%*****] 1 of 1 completed
Epoch 1/100
26/26 [=====] - 2s 4ms/step - loss: 0.0300
Epoch 2/100
26/26 [=====] - 0s 4ms/step - loss: 0.0011
Epoch 3/100
26/26 [=====] - 0s 4ms/step - loss: 3.1418e-04
Epoch 4/100
26/26 [=====] - 0s 4ms/step - loss: 2.4384e-04
Epoch 5/100
26/26 [=====] - 0s 4ms/step - loss: 2.4180e-04
Epoch 6/100
26/26 [=====] - 0s 4ms/step - loss: 2.1838e-04
```

Рис. 3.8 Тренування моделі RNN

3.3.5. Тестування Ансамблю

Для тестування використовуємо дві моделі для прогнозування майбутніх значень часового ряду: модель ARIMA і модель RNN. Потім ці прогнози використовуються як вхідні дані для третьої моделі, яка є лінійною регресією. Лінійна регресія використовується для об'єднання прогнозів двох перших моделей, щоб отримати остаточний прогноз.

За допомогою методу `column_stack` створюємо стовпчастий вектор, який містить прогнози ARIMA і RNN. Ініціалізуємо модель лінійної регресії `LinearRegression()` з бібліотеки `statsmodels` і за допомогою `fit` підганяємо модель лінійної регресії до даних.

Методом `predict` використовуємо підготовлену модель лінійної регресії для отримання остаточного прогнозу.

```
# Формування тренувального набору даних для метамоделі
X_train = np.column_stack((predicted_arma.flatten(), predicted_rnn.flatten()))
y_train = test_targets.flatten()

# Навчання лінійної регресії
meta_model = LinearRegression()
meta_model.fit(X_train, y_train)

# Використання метамоделі для отримання остаточного прогнозу
ensemble_predictions = meta_model.predict(np.column_stack((predicted_arma.flatten(), predicted_rnn.flatten())))
```

Рис. 3.9 Метамодель лінійної регресії

Після виконання цього коду змінна `ensemble_predictions` міститиме остаточні прогнози для останніх 60 днів даних.

4. ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ СИСТЕМИ

4.1. Методика проведення експерименту

Період для експерименту повинен бути достатньо тривалим, щоб дати моделям достатньо даних для навчання. З іншого боку, період не повинен бути занадто довгим, щоб не включати в себе зміни в ринковій кон'юнктурі, які можуть вплинути на точність прогнозів.

У даному випадку періодом для експерименту буде останні три роки, з 1 січня 2020 року по 31 грудня 2022 року. Цей період включає в себе період бурхливого зростання ціни біткоїна, а також період спаду цін.

Для експерименту буде використана криптовалюта Bitcoin, оскільки вона є найбільш відомою та ліквідною криптовалютою.

Bitcoin має ряд переваг перед іншими криптовалютами для використання в експерименті:

- Великий обсяг даних про ціну, що дозволяє навчити моделі на більшому наборі даних.
- Широке поширення, що дозволяє використовувати прогнози для прийняття рішень про інвестиції в криптовалюти.

Метрика MSE (середнє квадратичне відхилення) є загальноприйнятою метрикою для оцінки ефективності прогнозів. Вона показує, наскільки сильно прогнози відрізняються від фактичних значень.

MSE є хорошим вибором для оцінки ефективності прогнозів ціни біткоїна, оскільки вона є інформативним і легко інтерпретується.

Експеримент буде проведений у наступному порядку:

Збір даних про ціну біткоїна за період з 1 січня 2020 року по 31 грудня 2022 року.

Розділення даних на два набори:

- Набір для навчання: дані про ціну біткоїна за період з 1 січня 2020 року по 31 грудня 2021 року.
- Набір для тестування: дані про ціну біткоїна за період з 1 січня 2022 року по 31 грудня 2022 року.

Навчання моделей прогнозування:

- Метод ARIMA: статистичний метод прогнозування часових рядів.
- RNN: нейронна мережа, яка може обробляти дані у вигляді послідовностей.

Прогнозування ціни біткоїна за останні 60 днів на наборі для тестування:

- Метод ARIMA: прогнозується ціна біткоїна за кожний день останніх 60 днів.
- Метод RNN: прогнозується ціна біткоїна за кожний день останніх 60 днів.

Оцінка точності прогнозів:

- Визначення MSE для прогнозів методу ARIMA.
- Визначення MSE для прогнозів методу RNN.

Об'єднання прогнозів:

Для кожного дня останніх 60 днів обчислюється прогноз ціни біткоїна за допомогою метамоделі лінійної регресії, використовуючи прогнози методу ARIMA та нейромережі RNN.

Порівняння результатів:

Порівняння MSE для прогнозів методу ARIMA, методу RNN та метамоделі лінійної регресії.

Очікується, що ансамблевий метод метамоделі лінійної регресії для об'єднання прогнозів методу ARIMA та нейромережі RNN дасть більш точні прогнози, ніж окремі методи. Це пов'язано з тим, що метамоделі лінійної регресії може враховувати сильні сторони кожного методу прогнозування.

4.2. Результати експериментального дослідження

Після запуску можемо вивести графік передбачень за останні 60 днів, для точності приблизимо значення до декількох днів.

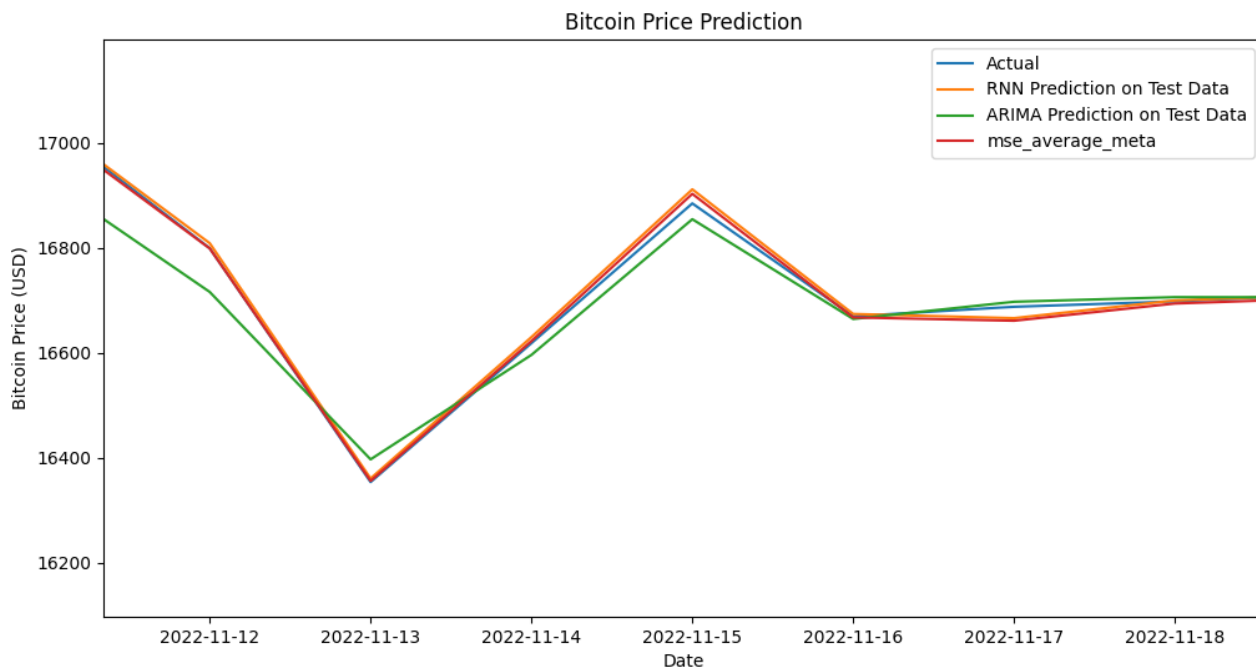


Рис.4.1. Графік передбачень моделей

Щоб переконатися у підвищені точності прогнозів вирахуємо середню квадратичну помилку з кожного прогнозу окремо, яка буде мати значення у похибці доллару до курсу біткоіна.

Таблиця 1

Порівняльна таблиця точності прогнозів моделей

Модель	MSE
RNN	102.70
ARIMA	1524.78
Linear Regression metamodel	42.98

Ці результати показують, що модель RNN має кращу точність, ніж модель ARIMA, але все одно має значну помилку. Метамоделі, яка використовує прогнози обох моделей, має ще кращу точність. Як видно з таблиці, метамоделі має набагато меншу помилку, ніж будь-яка з двох окремих моделей.

Метамоделі має кращу точність, ніж окремі моделі з декількох причин:

- Метамоделі може використовувати інформацію з обох моделей для отримання більш повного розуміння часового ряду.
- Метамоделі може бути менш чутливою до шуму в даних, ніж окремі моделі.
- Метамоделі може бути більш адаптивною до змін у часовому ряді, ніж окремі моделі.

Це означає, що метамоделі більш точна при прогнозуванні майбутніх значень часового ряду.

ВИСНОВКИ

У результаті експериментального дослідження було встановлено, що ансамблевий метод метамоделі лінійної регресії для об'єднання прогнозів методу ARIMA та нейромережі RNN є найбільш ефективним методом прогнозування курсу криптовалюти. Цей метод дозволяє значно підвищити точність прогнозу порівняно з використанням одного методу прогнозування.

Відповідно до результатів дослідження, можна зробити наступні висновки щодо ефективності запропонованого методу:

Ансамблевий метод метамоделі лінійної регресії дозволяє значно підвищити точність прогнозу курсу криптовалюти.

Точність прогнозу методу залежить від якості даних, на яких він навчається.

Метод є ефективним інструментом, який може бути використаний для прийняття рішень про інвестиції в криптовалюти.

У майбутньому можна продовжити дослідження ефективності запропонованого методу, а також вивчати інші методи прогнозування, які можуть бути використані для підвищення точності прогнозу.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Addai S. Financial forecasting using machine learning : thesis. 2016. URL: <http://hdl.handle.net/11427/26215>
2. A novel method of blockchain cryptocurrency price prediction using fractional grey model. MDPI. URL: <https://www.mdpi.com/2504-3110/7/7/547>
3. Bejan C. A., Bucerzan D., Crăciun M. D. Perspectives of cryptocurrency price prediction. Education, research and business technologies. Singapore, 2023. C. 343–352. URL: https://doi.org/10.1007/978-981-19-6755-9_27
4. Bitcoin price prediction using machine learning. International journal for innovative engineering and management research. 2022. C. 377–397. URL: <https://doi.org/10.48047/ijiemr/v11/i06/26>
5. Cho H., Lee K.-H., Kim C. Machine learning and cryptocurrency in the financial markets. Fintech with artificial intelligence, big data, and blockchain. Singapore, 2021. C. 295–304. URL: https://doi.org/10.1007/978-981-33-6137-9_13
6. Cryptocurrency price prediction using deep learning / S. V. Tharun та ін. Mining intelligence and knowledge exploration. Cham, 2023. C. 283–300. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-031-44084-7_27
7. Cryptocurrency price prediction using tpu-based distributed machine learning / Y. B. Sundaresan та ін. Blockchain technologies for sustainable development in smart cities. 2022. C. 44–64. URL: <https://doi.org/10.4018/978-1-7998-9274-8.ch004>
8. Cryptocurrency price prediction using traditional statistical and machine-learning techniques: a survey / A. M. Khedr та ін. Intelligent systems in accounting, finance and management. 2021. Т. 28, № 1. C. 3–34. URL: <https://doi.org/10.1002/isaf.1488>
9. Deep learning and sentiment analysis-based cryptocurrency price prediction / J. M. Low та ін. Advances in visual informatics. Singapore, 2023. C. 40–51. URL: https://doi.org/10.1007/978-981-99-7339-2_4
10. Derbentsev V., Matviychuk A., Soloviev V. N. Forecasting of cryptocurrency prices using machine learning. Advanced studies of financial technologies

and cryptocurrency markets. Singapore, 2020. C. 211–231. URL: https://doi.org/10.1007/978-981-15-4498-9_12

11. Forecasting cryptocurrency prices time series using machine learning approach / V. Derbentsev та ін. SHS web of conferences. 2019. T. 65. C. 02001. URL: <https://doi.org/10.1051/shsconf/20196502001>

12. Forecasting cryptocurrency returns with machine learning / Y. Liu та ін. Research in international business and finance. 2023. T. 64. C. 101905. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2023.101905>

13. Koker T. E., Koutmos D. Cryptocurrency trading using machine learning. Journal of risk and financial management. 2020. T. 13, № 8. C. 178. URL: <https://doi.org/10.3390/jrfm13080178>

14. O'Shea S. Cryptocurrency: learning about cryptocurrency. Independently Published, 2018.

15. Parikh H., Panchal N., Sharma A. Cryptocurrency price prediction using machine learning. Proceedings of the 6th international conference on advance computing and intelligent engineering. Singapore, 2022. C. 275–285. URL: https://doi.org/10.1007/978-981-19-2225-1_25

16. Parikh H., Panchal N., Sharma A. Cryptocurrency price prediction using machine learning. Proceedings of the 6th international conference on advance computing and intelligent engineering. Singapore, 2022. C. 275–285. URL: https://doi.org/10.1007/978-981-19-2225-1_25

17. Ramkumar G. Cryptocurrency portfolio construction using machine learning models. Contemporary trends and challenges in finance. Cham, 2021. C. 103–122. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-030-73667-5_7

18. Short-Term cryptocurrency price fluctuation prediction framework using machine learning / K. M та ін. International journal for research in applied science and engineering technology. 2023. T. 11, № 5. C. 1062–1066. URL: <https://doi.org/10.22214/ijraset.2023.51691>

19. Siddharth D., Kaushik J. A cryptocurrency price prediction study using deep learning and machine learning. Advances in cognitive science and communications. Singapore, 2023. C. 669–677. URL: https://doi.org/10.1007/978-981-19-8086-2_64

20. Stock price prediction using machine learning / piyush та ін. Proceedings of international conference on recent trends in computing. Singapore, 2023. C. 79–87. Url: https://doi.org/10.1007/978-981-19-8825-7_8
21. Buizza r. Weather prediction | ensemble prediction. Encyclopedia of atmospheric sciences. 2003. C. 2546–2557. Url: <https://doi.org/10.1016/b0-12-227090-8/00461-9>
22. Du j., zhou b. Ensemble fog prediction. Springer atmospheric sciences. Cham, 2017. C. 477–509. Url: https://doi.org/10.1007/978-3-319-45229-6_10
23. Ensemble model prediction. Predicting storm surges: chaos, computational intelligence, data assimilation and ensembles. 2011. C. 169–182. Url: <https://doi.org/10.1201/b11573-11>
24. Hastie t., tibshirani r., friedman j. Ensemble learning. The elements of statistical learning. New york, ny, 2008. C. 1–20. Url: https://doi.org/10.1007/b94608_16
25. Herrmannsdoerfer m., ratiu d., koegel m. Metamodel usage analysis for identifying metamodel improvements. Software language engineering. Berlin, heidelberg, 2011. C. 62–81. Url: https://doi.org/10.1007/978-3-642-19440-5_5
26. Jeusfeld m. Metamodel. Encyclopedia of database systems. New york, ny, 2017. C. 1–4. Url: https://doi.org/10.1007/978-1-4899-7993-3_898-2
27. Kramer o. Ensemble learning. Dimensionality reduction with unsupervised nearest neighbors. Berlin, heidelberg, 2013. C. 25–32. Url: https://doi.org/10.1007/978-3-642-38652-7_3
28. Lafi l., feki j., hammoudi s. Metamodel matching techniques. International journal of information system modeling and design. 2014. T. 5, № 2. C. 70–94. Url: <https://doi.org/10.4018/ijismd.2014040104>
29. Lappalainen h., miskin j. W. Ensemble learning. Advances in independent component analysis. London, 2000. C. 75–92. Url: https://doi.org/10.1007/978-1-4471-0443-8_5
30. Mitchell h. B. Ensemble learning. Data fusion: concepts and ideas. Berlin, heidelberg, 2012. C. 295–321. Url: https://doi.org/10.1007/978-3-642-27222-6_14

ДЕМОНСТРАЦІЙНІ МАТЕРІАЛИ

(Презентація)



ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІНФОРМАЦІЙНО -
КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ІНФОРМАЦІЙНИХ
ТЕХНОЛОГІЙ
КАФЕДРА ІНЖЕНЕРІЇ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ



Магістерська робота

«ПІДВИЩЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ПРОГНОЗУВАННЯ КРИПТОВАЛЮТИ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОМЕРЕЖІ

Виконав: студент групи ПДМ-61 Швецов Владислав Ігорович

Керівник: к.т.н., доц., доцент кафедри ІТ Трінтіна Наталія Альбертівна

Київ - 2024

МЕТА, ОБ'ЄКТА ТА ПРЕДМЕТ ДОСЛІДЖЕННЯ

Мета роботи: Покращення точності прогнозів курсу криптовалюти за допомогою методу ансамблевого навчання з використанням даних отриманих прогнозуванням нейромережі

Об'єкт дослідження: Прогнозування вартості криптовалюти

Предмет дослідження: Метод прогнозування криптовалюти за допомогою нейромережі

АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ КРИПТОВАЛЮТИ

Метод	Термін прогнозування	Достовірність даних	Фінансові ресурси	Переваги	Недоліки
ARIMA	Короткостроковий, середньостроковий	Середній	Низький	Ефективність, відносна простота	Неефективність для прогнозування криптовалюти з високою волатильністю
Нейронні мережі	Короткостроковий, середньостроковий, довгостроковий	Високий	Високий	Здатність до навчання на великих обсягах даних, виявлення складних закономірностей	Складність, трудомісткість, вимога до значних обчислювальних ресурсів
Метамоделі (ARIMA + RNN)	Короткостроковий, середньостроковий, довгостроковий	Високий	Високий	Підвищення ефективності через об'єднання ARIMA та RNN	Складність, трудомісткість

3

МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ ARIMA (ІНТЕГРОВАНЕ КОВЗНЕ СЕРЕДНЄ З АВТОРЕГРЕСІЄЮ)

Авторегресивний компонент (AR):

$$X_t = c + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^{\{p\}} \varphi_i X_{t-i}$$

Середньозміщений компонент (MA):

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

Інтеграційний компонент (I):

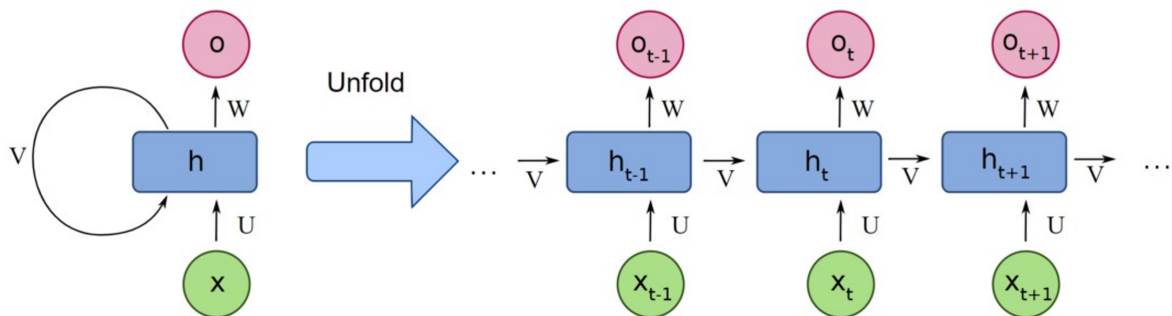
$$\Delta^d X_t = (X_t - X_{t-1}) - (X_{t-1} - X_{t-2}) - \dots - (X_{t-d} - X_{t-d-1})$$

Повний вигляд ARIMA:

$$\Delta^d X_t = c + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^{\{p\}} \varphi_i \Delta^d X_{t-i} + \sum_{j=1}^{\{q\}} \theta_j \varepsilon_{t-j}$$

4

МОДЕЛЬ РЕКУРЕНТНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ (RNN)



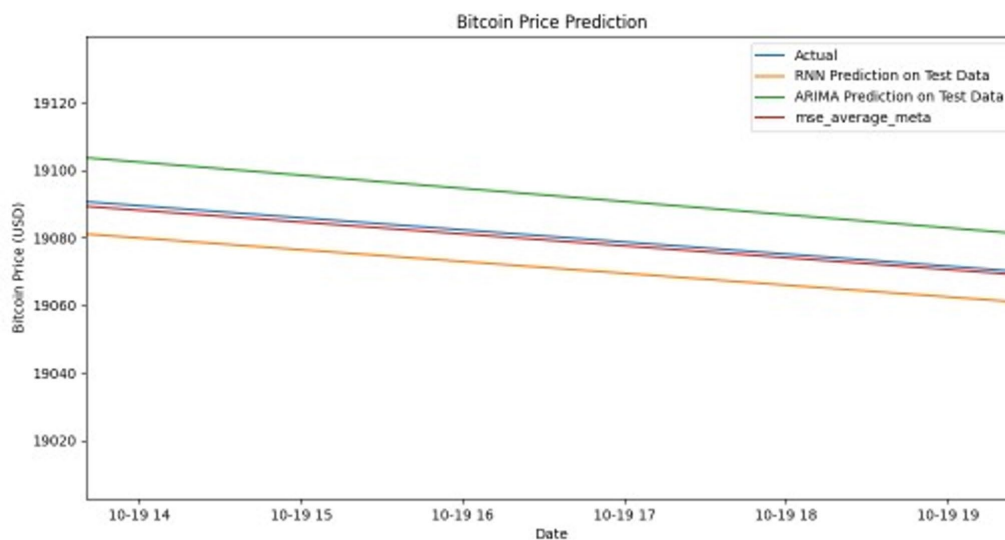
Введення (x): На кожному кроці часу RNN отримує введення та попередній стан.

Обчислення (h): Використовуючи введення та попередній стан (v), RNN обчислює новий стан.

Виведення (o): На кожному кроці виходить результат та новий стан, які можуть використовуватися для подальших обчислень.

5

ПРАКТИЧНИЙ РЕЗУЛЬТАТ МОДЕЛЮВАННЯ НА ОСНОВІ МЕТАМОДЕЛІ ЛІНІЙНОЇ РЕГРЕСІЇ



6

ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ РЕЗУЛЬТАТІВ ПРОГНОЗУВАННЯ

Методи прогнозування	Середньоквадратична похибка (mean squared error, MSE)
ARIMA	1524.78
Рекурентна нейронна мережа (RNN)	108.33
Моделювання на основі метамоделі (Ensemble Modeling): лінійна регресія за даними ARIMA і RNN	38.68

7

ВИСНОВКИ

1. Розглянуто основні методи підвищення ефективності прогнозування криптовалюти, виділено переваги та недоліки
2. Проаналізовано методи прогнозування за допомогою математичної моделі ARIMA та прогнозування за допомогою рекурентної нейронної мережі.
3. Було розроблено метод ансамблевого навчання який використовує дані отримані при прогнозуванні методом ARIMA та при прогнозуванні RNN
4. Проведено аналіз ефективності запропонованого методу ансамблевого навчання для прогнозування криптовалюти. Порівняння з кожним методом окремо та з знаходженням середнього значення.

8

ПУБЛІКАЦІЇ ТА АПРОБАЦІЯ РОБОТИ

Тези доповідей:

1. Трінтіна Н.А., Швецов В.І. Підвищення ефективності прогнозування криптовалюти з використанням нейромережі. // І всеукраїнська науково-технічна конференція «технологічні горизонти: дослідження та застосування інформаційних технологій для технологічного прогресу України і світу». – Київ: ДУТ, 2023. – Подано до друку