

ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІНФОРМАЦІЙНО-ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНИХ
ТЕХНОЛОГІЙ

Навчально-науковий інститут телекомунікацій

Кафедра системного аналізу

Пояснювальна записка

до бакалаврської роботи

на ступінь вищої освіти бакалавр

на тему: **«Методологія аналізу та прогнозування цін активів на
криптовалютній біржі»**

Виконала: студентка 4 курсу,

групи САД–41 спеціальності

124 Системного аналізу

(шифр і назва спеціальності)

Прокопенко Д.О.

(прізвище та ініціали)

Керівник Козаченко С.Я.

(прізвище та ініціали)

Рецензент

(прізвище та ініціали)

ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙ**Навчально-науковий інститут телекомунікацій**Кафедра Системного аналізуСтупінь вищої освіти - «Бакалавр»Спеціальність - 124 Системний аналіз**ЗАТВЕРДЖУЮ**Завідувач кафедри
Системного аналізуГордієнко Т.Б

“ ____ ” _____ 2023 року

**ЗАВДАННЯ
НА БАКАЛАВРСЬКУ РОБОТУ СТУДЕНТУ**Прокопенку Дмитру Олександровичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

1.Тема роботи:

Методологія аналізу та прогнозування цін активів
на криптовалютній біржіКерівник роботи Козаченко С.Я.,

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом вищого навчального закладу від “ ____ ” _____ 2023 року № ____.

2. Строк подання студентом роботи _____

3. Вхідні дані до роботи:

Наукова та технічна література з питань аналізу та прогнозування цін активів;Історичні дані цін криптовалют з криптовалютних бірж;Інструменти для аналізу та обробки даних, мова програмування Python, бібліотеки;Відгуки та досвіди користувачів криптовалютних бірж та фінансових аналітиків;Література з розробки моделей, аналізу даних, статистики та машинного навчання.

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

1. Провести ретроспективний аналіз виникнення та розвитку криптовалют;
2. Визначити особливості та відмінності традиційних фінансових ринків та ринків криптовалют;
3. Проаналізувати методології прогнозування цін на криптовалютній біржі;
4. Дослідити можливості статистичних методів та машинного навчання для прогнозування цін на криптовалютній біржі;
5. Сформуванати власний підхід до прогнозування цін на криптовалютній біржі, враховуючи специфіку криптовалютних ринків.

Перелік графічного матеріалу

1. _____
2. _____
3. _____
4. _____

Дата видачі завдання _____

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів бакалаврської роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Ретроспективний аналіз криптовалюти та криптобірж		
2	Порівняння традиційних та криптовалютних ринків		
3	Формування основних підходів прогнозування цін		
4	Реалізація та оцінка моделей прогнозування цін		
5	Висновки + презентація		
6	Перевірка роботи на антиплагіат + Передзахист		
7	Захист роботи		
8	Випуск		

Студент

(підпис)

Д.О. Прокопенко

(прізвище та ініціали)

Керівник роботи

(підпис)

С.Я. Козаченко

(прізвище та ініціали)

ЗМІСТ

ВСТУП.....	5
1 Ретроспективний аналіз виникнення і розвитку криптовалютних активів	7
1.1 Поняття криптовалют	7
1.2 Огляд криптовалют та криптовалютних бірж.....	12
1.2.1 Огляд криптовалют.....	12
1.2.2 Огляд криптовалютних бірж.....	20
1.3 Порівняння традиційних фінансових ринків і ринків криптовалют	28
2 Методологічний підхід до вибору напрямлення та інструментів прогнозування цін активів на криптовалютній біржі	35
2.1 Формування логіки методологічного підходу до прогнозування.....	35
2.2 Роль технічного аналізу методології в прогнозуванні цін активів на криптовалютній біржі	40
3 Розпізнавання закономірностей і тенденцій в прогнозуванні цін активів на криптовалютній біржі	45
3.1 Огляд підходів щодо розпізнавання закономірностей та тенденцій	45
3.2 Аналіз тимчасових рядів як основа в прогнозуванні цін активів на криптовалютній біржі	50
3.3 Статистичні показники оцінки прогнозів тимчасових рядів.....	57
3.4 Практична реалізація моделей прогнозування цін на криптовалюту.....	60
3.5 Порівняльна статистика моделей прогнозування цін на криптовалюту	68
ВИСНОВОК.....	70
СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ.....	71
ДОДАТКИ.....	74

ВСТУП

В сучасному світі криптовалютний ринок відіграє все більш значущу роль у глобальній економіці. Зі зростанням популярності криптовалют та їхнім проникненням в повсякденне життя людей, стає актуальним питання розвитку методів та технік прогнозування цін активів на криптовалютній біржі. Успішне прогнозування дозволить грамотніше управляти інвестиціями та реалізувати ефективні стратегії торгівлі.

Актуальність обраної теми обумовлена швидким розвитком криптовалютного ринку, високою волатильністю активів, впровадженням нових технологій та змінами в регуляторному середовищі. Криптовалютні ринки демонструють значний ріст, створюючи потребу в ефективних методах аналізу та прогнозування.

Метою даної роботи є розробка методології аналізу та прогнозування цін активів на криптовалютній біржі, з використанням сучасних технік, які враховують особливості криптовалютних ринків та сприяють підвищенню точності та ефективності прогнозів.

Для досягнення цієї мети, робота ставить перед собою такі *завдання*:

- провести ретроспективний аналіз виникнення та розвитку криптовалютних активів, з'ясувати особливості традиційних фінансових ринків та ринків криптовалют;
- вивчити та проаналізувати існуючі методології прогнозування цін активів на криптовалютній біржі, зокрема в рамках технічного аналізу;
- дослідити можливості методів та моделей статистики та машинного навчання для прогнозування цін активів на криптовалютній біржі, а також визначити перспективи їх подальшого розвитку;
- розробити методологію аналізу та прогнозування цін активів на криптовалютній біржі, яка базується на отриманих дослідницьких результатах та враховує специфіку криптовалютних ринків;
- оцінити практичну значимість розробленої методології для учасників криптовалютних ринків, включаючи інвесторів, трейдерів та аналітиків.

Об'єктом дослідження в даній роботі є процес прогнозування цін активів на криптовалютній біржі.

Предметом дослідження в даній роботі виступають методи аналізу та прогнозування цін активів на криптовалютній біржі.

Методами дослідження виступають різні підходи, алгоритми та техніки, які можуть бути використані для створення ефективних моделей прогнозування, враховуючи особливості криптовалютних ринків та динаміку цін активів.

Практична значення даної роботи полягає у таких аспектах, як підвищення рівня освіченості щодо криптовалют, прогнозування та ризик-менеджмент, визначення трендів та закономірностей, внесок у наукову літературу, та безпосереднє застосування в реальному світі.

1 РЕТРОСПЕКТИВНИЙ АНАЛІЗ ВИНИКНЕННЯ І РОЗВИТКУ КРИПТОВАЛЮТНИХ АКТИВІВ

1.1 Поняття криптовалют

Пришвидшення розвитку фінансових стосунків у контексті науково-технічного прогресу та діджиталізаційних процесів сприяло росту криптографічної науки, поєднанню її з економічними дослідженнями та створенню нової форми фінансових інструментів — криптовалют. Ці інструменти мали забезпечувати безпеку, децентралізацію та прозорість фінансових операцій, сприяючи розвитку глобальної економіки та відкриваючи нові можливості для інвестицій, відправки коштів та забезпечення економічного співробітництва між різними країнами світу.

Всесвітня фінансова криза 2008 року (або так звана Велика рецесія) лише посилила у суспільстві недовіру до сучасної фінансової системи, де емітенти грошей мають надмірний вплив [1]. Одночасно з цим уряди деяких країн навмисно стимулювали власні економіки всіма можливими й неможливими способами, що перетворило попит і пропозицію на фінансових ринках в маніпулятивний фактор, тим самим знецінюючи загальноприйняті ринкові цінності. З одного боку, державі було доцільно зміцнювати монополію на власну валюту та контроль над населенням. З іншого боку, для населення це призводило до знецінення активів і соціальних потрясінь.

Початком розвитку криптовалюти прийнято вважати 1977 рік, коли троє вчених з Массачусетського технологічного інституту (Рональд Рівест, Аді Шамір і Леонард Адлеман) розробили алгоритм асинхронного шифрування RSA, який сьогодні визнаний основою цифрової безпеки в загальному контексті, а також відносно цифрової безпеки. Цей винахід забезпечив приватність, цілісність, автентичність та надійність електронних комунікацій та зберігання інформації [1].

У 1983 році американський криптограф Девід Чаум запропонував концепцію криптографічних електронних грошей, які отримали назву ecash. Він створив систему електронної валюти, що забезпечувала анонімність та безпеку транзакцій,

використовуючи криптографічні методи, зокрема алгоритм RSA [3]. Пізніше, у 1995 році, він втілював це через Digicash, ранню форму криптографічних електронних платежів. Digicash вимагав від користувачів встановлення спеціального програмного забезпечення для зняття банкнот з банку та встановлення конкретних зашифрованих ключів перед відправкою одержувачу. Це дозволяло зробити цифрову валюту неможливою для відстеження сторонніми особами [4].

У 1998 році Нік Сабо, американський криптограф, створив систему децентралізованої цифрової валюти, яку він найменував "bit gold". Структура Bit gold вимагала від користувачів залучати обчислювальні можливості їх комп'ютерів для розв'язання різного роду криптографічних пазлів. Таким чином вчений зміг реалізувати систему підтвердження роботи, або proof-of-work, тобто форму криптографічного підтвердження, що доводить про певну затрачену кількість обчислювальних зусиль користувача. Отримані відповіді збирались та оприлюднювались за допомогою криптографічних методів [5].

В січні 2009 року, група людей під псевдонімом Сатосі Накамото випустили в світ Bitcoin версії 0.1. Основою для даної системи слугували наробітки попередників та схему proof-of-work з хеш-функцією криптографічного шифрування SHA-256 [6]. Таким чином в світі вперше зв'явилася криптовалюта в звичному для нас вигляді.

Протягом наступних кількох років, Bitcoin розвивався, покращував свою мережу та технологію. Розробники працювали над забезпеченням масштабованості, прискоренням швидкості транзакцій, зменшенням комісій та підвищенням рівня безпеки. Завдяки цьому та росту популярності блокчейн-технологій, Bitcoin продовжував зміцнювати власну позицію та привертати увагу інвесторів, корпорацій та державних структур. Такий перебіг подій призвів до того, що ціна на Bitcoin за період листопад – грудень 2017 року зросла до рекордних на той час 20,000 \$ США [7].

Після широкого розголосу даної ситуації в медіа, більшість людей почали розглядати цей відносно новий актив як перспективний альтернативний до звичних способів інвестування.

Криптовалюта - це форма електронної валюти, що використовує криптографічні методи для забезпечення безпеки та регулювання генерації нових одиниць валюти. Криптовалюти є децентралізованими, тобто вони не підпорядковані жодному уряду чи фінансовій установі¹.

Для більш детального розуміння самої суті криптовалют, слід приділити увагу сумісним з криптовалютою поняттям, без яких саме її існування було б неможливим. Дані поняття висвітлені у вигляді схеми в таблиці 1.1.

Таблиця 1.1 Характеристика основних межуючих термінів, що забезпечують існування криптовалют.

Термін	Визначення
Цифрова або електронна валюта	Вид електронних грошей, що використовуються або як альтернатива, або як доповнення до існуючих валют [8].
Фіатна (фідуціарна) валюта або фіат	Гроші, які не підкріплені запасом коштовних металів. Емітентом даної валюти виступає держава [10].
Децентралізовані фінанси або DeFi	Екосистема фінансових додатків, які базуються на блокчейні та забезпечують можливість здійснення різних фінансових операцій без посередництва традиційних фінансових установ, незалежно від місця проживання користувача, його соціального статусу та інших факторів [11]
Блокчейн	Технологія розподіленої бази даних, в якій дані зберігаються у блоках, які зв'язані між собою за допомогою криптографічних методів. Кожен блок містить набір транзакцій, які забезпечують можливість здійснювати операції з даними та транзакції [12, с11]. Завдяки даній технології досягається децентралізація та безпека криптовалют.
Нода	Комп'ютер, що підключений до мережі блокчейн і має копію повної бази даних блокчейну, що забезпечує цілісність роботи блокчейну і дозволяє користувачам взаємодіяти з мережею.
Майнінг	Процес отримання криптовалют через розв'язання математичних завдань, що необхідно для створення нових блоків і забезпечення роботи блокчейну.
Гаманець	Програмне забезпечення або фізичний пристрій для зберігання, управління та використання криптовалют, яке забезпечує можливість здійснювати транзакції та перевіряти стан балансу. Для доступу та взаємодії гаманці зберігають приватні та публічні ключі (адреси гаманця) [11].

Токен	Цифровий актив, який використовується в блокчейн технологіях та може мати різні функції.
-------	--

Якщо розглядати криптовалюту як систему, то це система, яка базується на технології блокчейн та використовується для здійснення транзакцій та обміну цифрових активів без необхідності довіри до централізованих інституцій, таких як банки або уряди. Згідно з твердження Яна Ланскі, професора пражського Інституту фінансів та управління, криптовалюта як система відповідає таким шістьом умовам [13]:

1. Система не вимагає наявності централізованого органу управління; її статус підтримується через децентралізований консенсус.
2. Система дозволяє переглядати одиниці криптовалюти та визначати їх власників.
3. Система регулює можливість створення нових одиниць криптовалюти. Якщо дозволено створення нових одиниць, система встановлює умови їх походження та способи визначення прав власності на нові одиниці.
4. Власність над одиницями криптовалюти може бути підтверджена виключно за допомогою криптографічних методів.
5. Система дозволяє проводити операції, що змінюють власність на криптографічні активи. Тільки особа, яка може підтвердити наявне право власності на ці активи, може надати інформацію про транзакцію.
6. У разі одночасного введення двох відмінних інструкцій, які стосуються зміни власника одних і тих же криптографічних активів, система реалізує максимум одну з них.

Криптовалюту прийнято часто порівнювати з фіатом, оскільки обидві вони використовуються для здійснення різних видів транзакцій, таких як покупка товарів та послуг, переказ коштів та інших операцій, пов'язаних з грошима. Серед основних переваг криптовалюти перед можна виділити наступні:

- криптовалюта децентралізована, що забезпечує незалежність від урядів та центральних банків;
- криптовалюта базується на технології блокчейн, що дає можливість забезпечити максимальну прозорість транзакцій;
- криптовалюта використовує криптографічні методи шифрування, що забезпечує користувачам анонімність та безпеку власних коштів;
- транзакції з криптовалютами можуть бути здійснені майже миттєво та з низькою комісією;
- криптовалюти дають можливість створювати нові продукти та сервіси, які неможливі з фіатними валютами.

Мінусами порівно з фіатною валютою виступають наступні:

- криптовалюти мають високу волатильність, що робить їх менш стабільними, ніж фіатні валюти;
- попри переваги децентралізації, криптовалюти не регулюються центральними банками та урядами, що може призвести до браку стандартів та нормативних вимог;
- криптовалюти ще не отримали широкого прийняття в реальному світі, що значно обмежує коло сфер використання;
- криптовалюти можуть бути складними в використанні для не досвідчених користувачів, оскільки вони вимагають знань технологій та криптографії;
- завдяки анонімності криптовалют, криптовалютою часто користуються шахраї та зловмисники;
- втрата ключа доступу до криптовалютного гаманця може призвести до втрати коштів назавжди, оскільки такі ключі не можуть бути відновлені.

Таким чином, можна зробити висновок, що криптовалюти є новим видом цифрових активів, які широко використовуються як засіб обміну, зберігання та передачі даних. За останні кілька років вони залучили велику увагу з боку інвесторів

та трейдерів, оскільки вони мають потенціал для зростання ціни. Це може бути пов'язано з технологічними та інноваційними можливостями, що пропонують криптовалюти, а також з їхньою незалежністю від централізованих інституцій та більш анонімною та безпечною природою. Однак, криптовалюти також мають ризики, такі як висока волатильність та незрозумілість їхнього регулювання, що можуть стати перешкодою для їхнього використання в реальному світі.

Тому для інвесторів, що прагнуть додати до власного портфелю ці активи потрібно бути готовим до ризиків та мати достатній рівень знань та розуміння криптовалют та технології блокчейн. Інвесторам необхідно проводити власне дослідження, аналізувати ринки та прогнози для вибору найбільш перспективних криптовалют для інвестування. Крім того, вони мають розуміти, що криптовалюти можуть бути дуже волатильними та небезпечними для необізнаних користувачів, тому інвестування у ці активи повинно бути обґрунтованим та обдуманим рішенням.

1.2 Огляд криптовалют та криптовалютних бірж

Криптовалюти стали однією з найбільш обговорюваних тем в світі фінансів та технологій. За останні кілька років капіталізація криптовалют виросла до декількох трильйонів доларів, що свідчить про їхню значну вартість та потенціал для інвестування. Цей ринок є динамічним та приваблює все більше учасників, які бажають відчувати всі переваги, які надає ця галузь. Криптовалютні біржі стали ключовим інструментом в екосистемі криптовалют, надаючи можливість обмінювати різні види криптовалют між собою та з традиційними валютами.

1.2.1 Огляд криптовалют

На сьогоднішній день існує велика кількість криптовалют, які можуть бути використані для різних цілей та в різних сферах діяльності. Кожна з них має свої особливості, які визначають її популярність та використання. Крім того, постійно з'являються нові криптовалюти, які пропонують різні функціональні можливості та

переваги, що сприяє їхньому широкому використанню в різних галузях. Знання різних типів криптовалют та їх особливостей може допомогти інвесторам та трейдерам приймати обґрунтовані рішення щодо підбору криптовалют для своїх інвестиційних портфелів або торгівлі.

Нині будь-яку криптовалюту можна умовно поділити на такі групи: Bitcoin, альткоїни (разом із стейблкоїнами) та токени. Кожна з цих груп має свої особливості та можливості, що робить їх привабливими для різних користувачів [15].

Криптовалюта Bitcoin

Bitcoin – це система протоколів, яка забезпечує публічну, постійну та децентралізовану електронну платіжну систему, яка працює в режимі peer-to-peer та дозволяє користувачам здійснювати операції без посередників, таких як банки та фінансові установи. Біткоїн реалізований у вигляді записної книги, в якій для додавання нового запису користувач повинен підтвердити, що він має контроль над записом. Користувач може оновлювати запис у реєстрі, переводячи частину своїх токенів на інший запис в реєстрі [6].

Якщо розглядати Bitcoin безпосередньо як цифрову валюту, то це перша в світі криптовалюта, що створена колом вчених під псевдонімом Сатосі Накамото. Метою створення Bitcoin слугувало те, що розробники прагнули втілити ідею децентралізованого, незалежного від урядів та фінансових установ обмінного засобу, який забезпечував би максимальну прозорість транзакцій з низькими комісіями. Гарантами роботи криптовалюти виступають майнери, які, завдяки протоколу proof of work, підтверджують транзакції і створюють нові блоки блокчейну, таким чином забезпечуючи консенсус та безпеку мережі.

Одним з ключових аспектів Bitcoin є обмежена кількість монет, яка може бути видобута, а саме 21 млн. BTC, що зумовлюється особливістю архітектури криптовалюти. На сьогоднішній день загальна кількість монет становить 19,4 млн. BTC [16].

Не зважаючи на те, що творці Bitcoin розробляли його лише як платіжний засіб, з часом все більше людей вбачало в даній цифровій валюті цінність для інвестиції. Це призвело до значного зростання курсу Bitcoin, що дозволило йому стати однією з найбільш цінних активів на ринку. Однак наслідком цього стало виникнення певних проблем, таких як відсутність стабільності курсу та збільшення часу обробки транзакцій.

Станом на весну 2023 року курс Bitcoin (BTC) в середньому складає близько 28 тис. доларів США (дані взято з ресурсу CoinMarketCap[16]). Графік курсу Bitcoin приведено нижче на рис. 1.1:



Рисунок 1.1 – Графік курсу BTC станом на лютий – початок травня 2023 року.

Альткоїни

Після успіху криптовалюти Bitcoin вчені та фахівці з усього світу почали стрімкіше досліджувати технологію блокчейн та впроваджувати свої власні погляди та філософії в створенні криптовалют та інших застосувань блокчейну. Так з'явилося поняття "альтернативної монети" або "альткоїн".

Альткоїн (від англ. Altcoin) – це будь-яка криптовалюта, яка була створена після Bitcoin і існує окремо від нього. По своїй суті, альткоїн можна назвати "альтернативною версією Bitcoin", адже він представляє собою іншу криптовалюту,

яка була створена під натхненням від успіху Bitcoin та має відмінні від нього функції, технології та цілі.

Альткоїни часто розробляються з метою вирішення обмежень та недоліків, які спостерігаються в Bitcoin та інших криптовалютах, або для дослідження нових можливостей та сценаріїв використання блокчейн-технологій. Як наслідок, кожний альткоїн має свій власний протокол та алгоритм добування блоків, що робить дані криптовалюти унікальними рішеннями, з закладеними в них різними ідеями та філософією.

Одна з головних відмінностей альткоїнів і Bitcoin полягає у тому, що альткоїни використовують протокол proof of stake, замість proof of work. Протокол proof-of-stake базується на концепції "застосування долі" для підтвердження транзакцій та добування блоків. У мережах з протоколом proof of stake учасники, відомі як валідатори, замість майнінгу "ставлять" певну кількість своєї криптовалюти на блокчейн. Їм випадковим чином присуджують право створювати блоки та отримувати винагороди на основі їхньої долі [17]. Proof of stake вважається більш енергоефективним та екологічно сталим механізмом консенсусу порівняно з proof of work.

Першим альткоїном по праву можна вважати Namecoin (NMC), який був створений у 2011 році. По своїй суті Namecoin це модифікований протокол Bitcoin, що мав на меті створити децентралізовану систему імен доменів (DNS) для поліпшення цензуростійкості, приватності та безпеки в Інтернеті. Namecoin дозволяв користувачам реєструвати доменні імена в зоні .bit, які не контролювалися централізованими органами, такими як ICANN [18].

Емісія Namecoin схожа з емісією Bitcoin і складає 21 млн. NMC. Останній випуск NMC відбувся 29 січня 2021 року. Ціна Namecoin (NMC) станом на весну 2023 року складає приблизно 1,4 долари США (дані взято з ресурсу CoinMarketCup[15]). Графік курсу Namecoin приведено нижче на рис. 1.2:



Рисунок **Помилка! У документі відсутній текст указанного стилю.2**
– Графік курсу NMC станом на лютий – початок травня 2023 року.

На сьогоднішній день існує більш ніж 20 тисяч різних альткоїнів. Попри всю свою різноманітність в технічних рішеннях, сферах застосування та ідейних поглядах, альткоїни поділяються на основні види, зазначені у таблиці 1.2:

Таблиця 1.2 Основні види альткоїнів

Вид	Визначення	Приклад
Альтернативні валюти	Альткоїни, створені як альтернатива Bitcoin для вдосконалення його технологій та пропонують кращі характеристики.	Litecoin (LTC), Dash (DASH), Bitcoin Cash (BCH).
Проекти зі смарт-контрактами	Альткоїни, що фокусуються на створенні децентралізованих платформ для розробки смарт-контрактів та децентралізованих застосунків (dApps)	Ethereum (ETH), Cardano (ADA), Solana (SOL).
Приватні криптовалюти	Альткоїни з високим рівнем приватності для користувачів, що досягається різними криптографічними техніками та протоколами.	Monero (XMR), Zcash (ZEC), Verge (XVG).
Стейблкоїни	Альткоїни, що підтримують стабільну ціну, для забезпечення меншої волатильності. Вони пов'язані з традиційними активами, такими як фіатна валюта або золото і застосовуються в платіжних системах..	Tether (USDT), USD Coin (USDC) Paxos Std (PAX).

Мережеві криптовалюти	Альткоїни, що фокусуються на підтримці децентралізованих інфраструктур, таких як датацентри і мережі інтернету речей.	Filecoin (FIL), IOTA (MIOTA), Helium (HNT).
Крос-чейн та міжблокчейн криптовалюти	Альткоїни, що забезпечують взаємодію між різними блокчейнами, спрощуючи обмін активами та передачу даних між різними мережами.	Cosmos (ATOM), Polkadot (DOT), Chainlink (LINK).
Нішеві криптовалюти	Альткоїни для специфічних секторів або проблем: енергетика, геоінформаційні системи, аграрний бізнес тощо.	Power Ledger (POWR), GeoCoin (GEO), AgriChain (AGRI).
Мемкоїни	Альткоїни з незначним технічним фундаментом, що ґрунтуються на інтернет-мемах або ідеях. Вони створені з метою розваги, мають підвищену волатильності через спекулятивну активність.	Dogecoin (DOGE), Shiba Inu (SHIB), SafeMoon (SAFEMOON)

На даний момент часу найпопулярнішою альтернативною криптовалютою вважається Ether (ETH) децентралізованої блокчейн-платформи Ethereum, що створена з метою реалізувати гнучку й масштабовану платформу для створення та взаємодії зі смарт-контрактами та децентралізованими додатками (dApps). В даній системі Ether постає в ролі "палива" для виконання транзакцій та смарт-контрактів [19].

Курс Ether станом на весну 2023 року в середньому складає 1,8 тис доларів США (дані взято з ресурсу CoinMarketCup[15]). Графік Ether представлено на рисунку 1.3:



Рисунок 3 – Графік курсу ETH станом на лютий – початок травня 2023 року

Токени

У контексті криптовалют токени відносяться до цифрових активів, створених на основі існуючої блокчейн-платформи. Вони часто використовуються для представлення різних активів або утиліт в межах конкретного проекту чи екосистеми. На відміну від криптовалют, які є власними для своїх незалежних блокчейнів, токени створюються та керуються на окремому блокчейні, такому як Ethereum або Binance Smart Chain. У таблиці 1.3 зазначені основні види токенів та їх приклади:

Таблиця 1.3 Основні види токенів

Вид	Визначення	Приклад
Утилітарні токени (Utility tokens)	Токени, що надають доступ до певних товарів, послуг або функцій на платформі або додатку.	Basic Attention Token (BAT), Siacoin (SC), Golem (GNT).
Токени управління (Governance tokens)	Токени, що дозволяють власникам участь у прийнятті рішень щодо розвитку та управління платформою або протоколом.	Aave (AAVE), Compound (COMP) Uniswap (UNI).
Токени безпеки (Security tokens)	Токени, що представляють право власності на активи, такі як акції, облігації або нерухомість, і	tZero (TZROP), Polymath (POLY), Harbor (R-Token).

	підпадають під регулятивні вимоги та закони про цінні папери.	
Non-fungible tokens (NFTs)	Токени, що представляють унікальні активи, які не можуть бути взаємозамінними на однакові активи.	CryptoPunks, Decentraland (MANA) Axie Infinity (AXS).
Токени лояльності (Loyalty tokens)	Токени, що використовуються компаніями або брендами для підтримки програм лояльності, які надають знижки, премії або інші переваги для клієнтів.	Binance Coin (BNB), Crypto.com Coin (CRO), KuCoin Token (KCS).
Токени зі стейкінгом (Staking tokens)	Токени, що дозволяють користувачам участь у процесі стейкінгу, для отримання пасивного доходу.	Tezos (XTZ), Algorand (ALGO), Cosmos (ATOM).

Найбільш популярний на сьогоднішній день токен, це Binance Coin (BNB) , створену та введену в обіг у 2017 році криптобіржею Binance. BNB було розроблено з метою підтримки внутрішньої економічної системи та функціональності на платформі Binance, оплату комісій та інших послуг.

Курс BNB станом на весну 2023 року складає близько 320 доларів США (дані взято з ресурсу CoinMarketCup[15]). Графік BNB представлено на рисунку 1.4.



Рисунок 1.4 – Графік курсу BNB станом на лютий – початок травня 2023 року

1.2.2 Огляд криптовалютних бірж

Криптовалютна біржа – це цифровий ринок, де криптовалюти можна купувати, продавати або обмінювати на інші криптовалюти або фіатні валюти. Криптовалютні біржі полегшують торгівлю криптовалютами, надаючи покупцям та продавцям платформу для підключення та укладення угод.

Криптовалютні біржі є одним з найбільш важливих компонентів екосистеми криптовалют. Вони дозволяють інвесторам та трейдерам здійснювати операції з криптовалютами та забезпечують ліквідність ринку. Більшість криптовалютних бірж мають високий рівень безпеки, використовуючи шифрування та багатофакторну автентифікацію для захисту користувачів та їхніх активів.

Історія криптовалютних бірж почалася у 2010 році, коли була запущена перша криптовалютна біржа BitcoinMarket.com. На той момент було можливо обміняти лише криптовалюту Bitcoin на долари США [20]. Протягом наступних років з'явилося декілька інших криптовалютних бірж, таких як Mt. Gox, BTC-e та Bitstamp, які надали можливість торгувати іншими криптовалютами [21].

У 2013 році криптовалютна біржа Mt. Gox, найбільша на той момент криптовалютна біржа, заявила про втрату понад 850 тис. BTC в наслідок кібератаки. Враховуючи курс BTC збитки оцінювались у понад 500 млн. доларів США.

Ця подія стала однією з найбільш відомих та вразливих в історії криптовалют, і призвела до серйозного падіння довіри до криптовалютних бірж в цілому. Втрата такої значної кількості Bitcoin негативно вплинула на ринок криптовалют, а інвестори та трейдери більше не довіряли біржам, які не забезпечували достатній рівень безпеки.

У світлі цього інциденту, криптовалютні біржі були змушені звернути увагу на проблеми безпеки та регуляторного дотримання. Вони розуміли, що без довіри користувачів та дотримання відповідних стандартів, їхні біржі не зможуть працювати на довготривалій основі. Тому більшість криптовалютних бірж прийняли низку

заходів для покращення своєї безпеки та дотримання регуляторних вимог. Серед них можна навести такі:

- нові системи двофакторної аутентифікації;
- зберігають кошти користувачів у холодних гаманцях;
- використання аудиторських компаній для перевірки своєї безпеки та дотримання відповідних стандартів.

У результаті покращення безпеки та забезпечення регуляторного дотримання, довіра користувачів до криптовалютних бірж почала повертатися, і ринок криптовалют почав розвиватися знову.

На сьогоднішній день криптовалютні біржі поділяються на два типи: централізовані (CEX) та децентралізовані (DEX).

Централізовані криптовалютні біржі

Централізована біржа (Centralized Exchange, CEX) – це платформа для торгівлі криптовалютами, що керуються та контролюються центральним органом або компанією. Ці біржі є посередниками між продавцями та покупцями, що регулюють транзакції та надають різноманітні послуги, які роблять процес торгівлі зручнішим. Користувачам, які хочуть торгувати на цих платформах, потрібно створити обліковий запис та успішно пройти процедуру верифікації особистості (Know Your Customer, KYC), перш ніж вони зможуть здійснювати будь-які операції [22].

Централізовані криптобіржі здебільшого підтримують обмін між учасниками, ведучи книгу ордерів, яка включає заявки на купівлю та продаж від незалежних трейдерів. Ордери - це вимоги на придбання або збут певної кількості окремої криптовалюти за заданою ціною. Централізовані біржі збирають замовлення від користувачів та використовують спеціальне програмне забезпечення для порівнювання та виконання відповідних заявок на придбання та збут.

Користувачі централізованих криптобірж насправді не проводять обмін криптовалютами чи фіатними коштами між собою. Замість цього, коли вони депонують свої активи на біржі, остання стає опікуном цих активів та виділяє трейдеру відповідні боргові зобов'язання. Біржа слідкує за борговими зобов'язаннями кожного користувача внутрішньо, коли вони передаються від однієї сторони до іншої під час угод, та конвертує їх у реальні гроші тільки при виведенні коштів.

Серед основних властивостей централізованого криптобірж можна виділити наступні аспекти:

1. Кастодіальні сервіси. На CEX кошти користувачів знаходяться на гаманцях біржі, тому користувачі не мають безпосереднього доступу до своїх приватних ключів. Це може перетворити біржу на потенційну мішень для кіберзлочинців, однак багато централізованих бірж витрачають значні ресурси на захист активів користувачів.
2. Зручний інтерфейс. CEX зазвичай пропонують інтуїтивно зрозумілий та користувацький інтерфейс, який спрощує обмін криптовалюти, аналіз графіків, контроль портфеля та користування іншими торговими інструментами.
3. Висока ліквідність. CEX зазвичай мають підвищену ліквідність, що свідчить про активну торгівлю великої кількості покупців та продавців на платформі. Це дозволяє легше здійснювати операції за потрібними цінами та зменшує ризик непередбачуваних коливань цін.
4. Торгові пари. CEX зазвичай пропонують більш широкий асортимент торгових пар, що дозволяє користувачам проводити операції між різними криптовалютами, а також між фіатними валютами, такими як USD, EUR або JPY.
5. Служба підтримки клієнтів. CEX, як правило, пропонують послуги підтримки користувачів, щоб допомогти їм вирішити проблеми, з якими вони можуть зіткнутися під час торгівлі.

За останній час з'явилася велика кількість централізованих криптовалютних бірж, які пропонують різноманітні сервіси та інструменти для торгівлі. Деякі з них здобули визнання завдяки своїй надійності, високій ліквідності, безпеці та зручності для користувачів. П'ять найбільш популярних СЕХ, станом на весну 2023 року виведено в таблиці 1.4.

Таблиця 1.4 Найбільш популярні централізовані криптовалютні біржі станом на весну 2023 року[СМС].

№	Криптовіржа	Об. торгівлі, 24 год	Сер. ліквідність	Щотиж. відвідуваність	К-сть ринків	К-сть монет
1	Binance	\$8,257,699,302	869	13,540,566	1685	385
2	Coinbase EX	\$1,055,619,173	761	35,502	540	243
3	Kraken	\$572,353,746	750	1,080,004	715	226
4	KuCoin	\$589,481,335	553	2,190,836	1503	832
5	Bitsamp	\$180,396,670	610	251,000	165	74

Підсумовуючи огляд централізованих криптобірж, можна дійти до висновку, що вони є ключовими гравцями у сфері криптовалютного трейдингу і надають користувачам зручний та безпечний спосіб купівлі, продажу та обміну криптовалют, забезпечуючи високий рівень ліквідності та широкий вибір торгових інструментів. Однак, через свою централізовану структуру, вони можуть бути більш схильні до кібератак та регуляторних обмежень.

Децентралізовані криптовалютні біржі

Децентралізовані криптобіржі (Decentralized exchange, DEX) представляють собою торгові платформи для криптовалют, що функціонують без втручання центрального органу чи компанії, яка регулює операції. Натомість, для здійснення безпосередніх обмінів між учасниками на засадах "peer-to-peer" вони застосовують блокчейн-технології та розумні контракти [23].

DEX дозволяють користувачам уникнути передачі контролю над своїми криптоактивами третім особам. Фактично, DEX надає змогу власникам криптовалют проводити прямий обмін на рівноправній основі без залучення посередників чи

взаємної довіри. Ніяка децентралізована біржа наразі не може здійснювати обмін між криптовалютою та фіатом (виключаючи токени на основі фіатних балансів), оскільки фіат вимагає довіреної центральної сторони для обліку залишків на рахунках.

Основні характеристики децентралізованої біржі (DEX) включають:

1. Відсутність опікунства: Учасники забезпечують контроль над власними коштами та приватними ключами, тому що біржа їх не зберігає.
2. Анонімність та конфіденційність: DEX, як правило, не потребує проходження верифікації особистості (KYC) користувачами, що сприяє анонімності та приватності під час операцій.
3. Середовище без довіри: DEX функціонує у бездовірному середовищі, що означає, що користувачам не потрібно покладатися на централізований орган для здійснення транзакцій. Технологія блокчейну та інтелектуальні контракти забезпечують надійність та точність операцій.
4. Доступ без дозволу: DEX характеризується меншими обмеженнями для входу, дозволяючи користувачам з різних країн здійснювати криптовалютні операції без перешкод.
5. Мінімізація ризику цензури: Так як DEX'и не підконтрольні центральному органу, вони менш вразливі до цензури, контролю з боку регуляторів чи втручання держави.

Однак, існують певні недоліки, пов'язані з використанням децентралізованих бірж:

1. Обмежена ліквідність: Зазвичай DEX мають меншу ліквідність в порівнянні з централізованими біржами, що може призвести до вищого ковзання цін та складностей з виконанням обсяжних замовлень.
2. Відсутність великої кількості торгових пар: На децентралізованих біржах може бути менше доступних торгових пар у порівнянні з централізованими платформами, що може обмежувати торговельні стратегії.

3. Складність використання: Деякі DEX можуть мати менш зручний та більш складний для користувачів інтерфейс порівняно з централізованими біржами.
4. Нижча швидкість операцій: Швидкість проведення транзакцій на децентралізованих біржах може бути повільнішою через особливості блокчейна та перевантаження мережі в порівнянні з централізованими платформами.

Перед розглядом представників децентралізованих криптобірж слід виділити такі поняття як автоматизований маркетмейкер та атомарний обмін, розуміння яких допоможе в подальшому огляді.

Автоматизований маркетмейкер (Automatic market-maker, AMM) – це система, яка гарантує ліквідність торгової платформи через автоматичні операції.

На децентралізованих біржах, які використовують AMM, звичайна книга ордерів (order book) заміщується пулами ліквідності, що спочатку формуються в блокчейні для обох елементів торгової пари. Інші користувачі забезпечують ліквідність, отримуючи від цього пасивний прибуток на свої внески через комісії від торгів, відповідно до їх частки в басейні ліквідності [24].

Атомарний обмін (Atomic swap) – це здійснення переказу криптовалюти між різними блокчейнами. Обмін відбувається безпосередньо між двома учасниками, без участі посередників. Основна мета полягає у відмові від централізованих інтермедіарів, таких як контрольовані біржі, надаючи повне керування власникам токенів [25].

За останні кілька років децентралізовані криптобіржі набрали великої популярності серед інвесторів, трейдерів та блокчейн спільноти. Найбільш популярні DEX'и будуть представлені у таблиці 1.5.

Таблиця 1.5 Найбільш популярні децентралізовані криптовалютні біржі станом на весну 2023 року[16].

№	Криптовіржа	Об. торгівлі, 24 год	Част. ринку, %	К-сть ринків	Тип
1	dYdX	\$764 457 532	25,09	37	Orderbook
2	Uniswap v3	\$1 055 619 173	18,58	876	Swap
3	Kine Protocol	\$572 353 746	10,14	16	
4	PancakeSwap v2	\$589 481 335	5,50	3867	Swap
5	Curve	\$180 396 670	3,59	87	Swap

Підсумовуючи огляд децентралізованих криптовалютних бірж та суміжних з нею понять, можна дійти до висновку, що децентралізовані біржі є важливими для розвитку глобального фінансового ринку через свою високу безпеку та анонімність транзакцій, але мають недоліки, такі як низький рівень ліквідності та недостатню розвиненість інфраструктури. З ростом популярності криптовалют, очікується, що децентралізовані біржі стануть більш ефективними та доступними для користувачів.

Порівняння централізованих та децентралізованих криптовалютних бірж

Провівши огляд централізованих і децентралізованих криптобірж та їх представників, можна провести порівняльну характеристику їх аспектів. Дана характеристика розміщена в таблиці 1.6.

Таблиця 1.6. Порівняльна характеристика типів криптовалютних бірж

Характеристика	Централізовані біржі (CEX)	Децентралізовані біржі (DEX)
Розташування	Мають фізичні адреси та знаходяться в різних країнах.	Зазвичай не мають фізичних адрес.
Архітектура	Мають централізовану архітектуру, всі операції здійснюються на одному сервері.	Мають peer-to-peer архітектуру, де клієнти здійснюють торгівлю без проміжних серверів.
Власність	Зазвичай належать приватним компаніям.	Належать громадськості.
Ступінь безпеки	Мають вищий рівень безпеки за рахунок більш складних технічних засобів захисту від кібератак.	Мають високий рівень безпеки за рахунок децентралізованої платформи.

Ступінь зручності	Мають вищий рівень зручності, оскільки надають більш широкий спектр послуг та мають простий інтерфейс.	Мають нижчий рівень зручності, через складніший інтерфейс та меншу кількість послуг.
Ступінь анонімності	Мають нижчий рівень анонімності, оскільки вимагають проходження процедур верифікації особистості.	Мають вищий рівень анонімності, оскільки для торгівлі вимагається лише під'єднати гаманець.
Ступінь контролю	Мають вищий рівень контролю, оскільки можуть відслідковувати та контролювати транзакції користувачів.	Мають нижчий рівень контролю, оскільки у них немає центральної влади.
Вартість транзакцій	Мають вищу вартість транзакцій.	Мають нижчу вартість транзакцій.
Швидкість транзакцій	Мають вищу швидкість транзакцій.	Мають нижчу швидкість транзакцій.
Підтримка мов	Підтримують більшу кількість мов.	Можуть мати обмежену підтримку мов.

Загалом, вибір між централізованою та децентралізованою біржою залежить від потреб користувачів та їхніх пріоритетів. Централізовані біржі забезпечують більш високий рівень безпеки та зручності, а децентралізовані біржі надають більшу анонімність та децентралізованість.

Таким чином, криптовалюти та криптовалютні біржі відіграють важливу роль в сучасному фінансовому світі, пропонуючи альтернативний спосіб здійснення операцій та інвестування. Вибір між централізованою та децентралізованою біржою залежить від індивідуальних потреб та пріоритетів користувачів. Перед використанням криптобіржі важливо провести ретельний аналіз та оцінити ризики, пов'язані з коливаннями цін на криптовалютних ринках.

1.3 Порівняння традиційних фінансових ринків і ринків криптовалют

Традиційні фінансові ринки та ринки криптовалют мають деякі схожості, зокрема з точки зору ролі інвесторів, трейдерів та спекулянтів, а також в плані основних фінансових інструментів, які використовуються для заробітку. Проте, розглядаючи більш детально, можна помітити суттєві відмінності в їх структурі, регулюванні та торгових механізмах. Серед найбільш очевидних можна привести:

Регулювання

Традиційні фінансові ринки знаходяться під суворим контролем державних установ з метою забезпечення прозорості, справедливості та стабільності. У Сполучених Штатах Америки, Комісія з цінних паперів та бірж (SEC) нормує відкриття інформації, протидіє маніпуляціям на ринку та практикам, що порушують законодавство, таким як інсайдерська торгівля. У Європейському Союзі, Європейський центральний банк (ECB) та Європейська комісія також контролюють фінансові ринки, видаючи директиви, такі як MiFID II (Директива щодо ринків фінансових інструментів).

З другого боку, регулювання криптовалютних ринків суттєво менше, і ступінь контролю над ними може істотно варіюватися залежно від держави та юрисдикції. Деякі країни, як-от Японія, суворо контролюють криптовалюту через Фінансові служби агентства (FSA), яке регламентує криптовалютні біржі та операції. У той час, у таких державах, як Мальта або Швейцарія, політика регулювання криптовалют є більш вільною, що сприяє зростанню галузі блокчейну та криптовалют.

Зараз проглядається тенденція до посилення ступеню жорстості контролю криптовалютних бірж, по мірі їх технічного розвитку. Вважається, що в майбутньому рівень регулювання криптобірж буде більш схожим до того, під який нині підлягають більшість традиційних фінансових бірж.

Обсяги ринку

Традиційні фінансові площадки, як-от фондові ринки, мають вражаючі обсяги торгівлі, де щоденний оборот може сягати трильйонів американських доларів. Такі масштаби забезпечуються завдяки широкому спектру активів, які торгуються на фондових ринках, включаючи акції, облігації та ф'ючерси. Прикладами крупніших фондових бірж є Нью-Йоркська фондова біржа (NYSE) та NASDAQ, які, згідно досліджень, станом на березень 2023 року мали ринкову капіталізацію 28,6 та 23,5 трильйонів доларів США [26].

З іншого боку, криптовалютні ринки є порівняно меншими за обсягами торгівлі та загальною ринковою капіталізацією. На початок 2020 року капіталізація криптовалютних ринків становила близько 2 трильйонів доларів США. Це відбувається через меншу кількість доступних активів, нижчу ліквідність порівняно з традиційними фінансовими ринками, а також факторів, що відлякують потенційних інвесторів (висока волатильність, відсутність стандартів, гарантій, регуляції тощо). Станом на весну 2023 загальна ринкова капіталізація усіх криптовалютних бірж складає близько 1,1 трильйонів доларів США [16].

Традиційні фінансові ринки, як правило, характеризуються вищою ліквідністю порівняно з криптовалютними ринками, що свідчить про більшу кількість покупців та продавців та більш швидкі та ефективні операції. Це відбувається через більший обсяг торгівлі на таких ринках, як фондові, валютні та товарні ринки, а також через наявність регулювання, яке стабілізує ринки та підтримує довіру інвесторів.

У порівнянні з традиційними фінансовими ринками, більшість криптовалютних ринків характеризуються меншою ліквідністю. Це може бути пов'язано з може бути пов'язана з рядом факторів, таких як обмежений обсяг торгових операцій, відсутність єдиної регуляції та менший інтерес інституційних інвесторів до цієї сфери.

Деякі криптовалюти, особливо менш відомі або ті, що мають низьку капіталізацію, можуть виявитися ще менш ліквідними. Це може призвести до високої волатильності цін, що у свою чергу створює ризики для трейдерів та інвесторів.

Однак деякі з найбільших криптовалютних бірж, такі як Binance, Coinbase, Kraken або Bitstamp, можуть похвалитися значними обсягами торгівлі та ліквідністю. Ці платформи забезпечують широкий спектр торгових інструментів, надають можливість торгувати різними криптовалютами та парими криптовалюта-фіат, а також пропонують продвинуті функції для професійних трейдерів.

Криптовалютні ринки славляться своєю значною волатильністю, яка полягає в швидких та інтенсивних коливаннях цін. Такі коливання можуть відбуватися протягом короткого періоду часу і зумовлені рядом факторів, таких як новини, регуляторні рішення, технічні аспекти та загальний настрій учасників ринку. Наприклад, криптовалюти, такі як Bitcoin та Ether, можуть зазнавати великих змін цін протягом дня або навіть за кілька годин, що створює як можливості для заробітку, так і ризики для інвесторів та трейдерів.

Традиційні фінансові ринки також можуть бути піддані волатильності. Зазвичай це простежується з такими активами, як акції технологічних компаній, золото або нафта. Проте дані коливання зазвичай є більш поміркованими та передбачуваними. Це пов'язано з більшою ліквідністю, регуляцією та участю інституційних інвесторів, які забезпечують стабілізацію ринку.

Часи торгівлі

Традиційні фінансові ринки зазвичай працюють за розкладом, що відповідає робочим годинам конкретної країни або регіону і варіюються в районі від 8:00 до 19:00, в залежності від біржі. Це обмежує можливості трейдерів та інвесторів здійснювати операції поза цими годинами.

З іншої сторони, криптовалютні ринки є відкритими та доступними цілодобово, 365 днів на рік, завдяки своїй децентралізованій структурі та глобальному розповсюдженню. Вони не залежать від робочих годин традиційних фінансових установ або національних свят. Це дозволяє учасникам криптовалютних ринків з

усього світу проводити транзакції та торгувати безперервно, що створює додаткові можливості для заробітку та реагування на зміни ринкової ситуації.

Типи активів

Традиційні фінансові ринки пропонують велику різноманітність активів для інвестування та торгівлі. Це включає акції, які представляють власність в компаніях, облігації, що є борговими цінними паперами, товари, такі як золото, нафта та сільськогосподарські продукти, а також валютні пари, які відображають вартість однієї валюти щодо іншої.

На криптовалютних ринках основними активами для інвестування та торгівлі є криптовалюти, такі як Bitcoin, Ether, Litecoin та інші. Однак деякі криптовалютні біржі також пропонують токени безпеки, які представляють собою токенизовані версії традиційних активів. Ці токени можуть відображати вартість акцій, облігацій, нерухомості або інших цінних паперів, а також товарів.

Порівняно з традиційними активами, токенизовані забезпечують легкий доступ до глобальних інвестицій та зниження витрат на операції. З іншої сторони, вони можуть мати більш обмежене законодавче визнання, меншу стабільність та піддаються більшій волатильності, як і інші криптовалютні активи.

Рівень доступності ринку

Традиційні фінансові ринки часто характеризуються високими бар'єрами для входу. Наприклад, вони можуть вимагати значних мінімальних сум інвестування, що забезпечує доступ лише для великих інвесторів або тих, хто має значні кошти. Крім того, потенційним учасникам ринку необхідно пройти суворі процедури перевірки особистості, включаючи підтвердження своєї ідентичності та адреси проживання. Також може бути необхідно звернутися до фінансових посередників, таких як брокери або фінансові консультанти, щоб отримати доступ до традиційних фінансових ринків.

З іншої сторони, ринки криптовалют пропонують низькі бар'єри для входу, роблячи їх доступними для широкого кола інвесторів. Вимоги до мінімальних

інвестицій можуть бути значно нижчими, що дозволяє індивідуальним інвесторам та малим компаніям легко залучатися до криптовалютних ринків. Процеси верифікації ідентичності можуть бути менш строгими, хоча деякі криптовалютні біржі все ще можуть вимагати певного рівня перевірки. Також інвестори можуть отримати прямий доступ до криптовалютних фінансових ринків без необхідності залучення брокерів або фінансових консультантів, знижуючи витрати та спрощуючи процес.

Технології та інновації

Криптовалютні ринки базуються на передових технологіях, таких як блокчейн та смарт-контракти, які сприяють їх розвитку та вдосконаленню. Блокчейн забезпечує децентралізацію, безпеку та прозорість, в той час як смарт-контракти дозволяють автоматизувати процеси та забезпечувати виконання умов без посередників. Крім того, криптовалютні ринки продовжують інтегрувати нові технологічні рішення, що можуть покращити їх функціональність та ефективність.

З іншого боку, традиційні фінансові ринки також залучають нові технології, однак їх інфраструктура та структура можуть бути менш гнучкими та адаптивними. Через існуючі законодавчі норми та інституційні рамки, традиційні фінансові ринки можуть бути повільнішими у впровадженні нових технологій. Наприклад, введення штучного інтелекту, аналітики великих даних чи автоматизації на традиційних ринках може займати більше часу через необхідність координації з регуляторами та іншими учасниками ринку.

Прозорість та анонімність

Криптовалютні ринки, зокрема децентралізовані та публічні блокчейни, надають значний рівень анонімності та прозорості для своїх користувачів. Це можливо завдяки технології блокчейн, яка дозволяє проводити транзакції без відкриття особистої інформації, в той час як записи в блокчейні відкриті для перевірки всіма учасниками мережі. Однак, анонімність може відрізнятися залежно від криптовалюти та платформи.

Традиційні фінансові ринки, навпаки, підлягають суворим процедурам ідентифікації, таким як перевірка особи (KYC) та анти-відмивання коштів (AML), що спрямовані на запобігання зловживанням та забезпечення відповідності нормам. Прозорість на традиційних фінансових ринках досягається через регуляторні звіти та зобов'язання компаній та фінансових установ, які повідомляють про свою діяльність відповідним органам. Хоча це забезпечує певний рівень прозорості, він може бути менш абсолютним, ніж на криптовалютних ринках, де записи доступні для широкої публіки.

Безпека та ризик

Традиційні фінансові ринки надають користувачам додаткові міри захисту, такі як страхування депозитів та державні гарантії. Наприклад, у США Федеральна корпорація з страхування вкладів (FDIC) страхує депозити в банках до \$250 000, що знижує ризики втрати коштів через банкрутство банку. Ці міри захисту призначені для підтримки стабільності і довіри до фінансової системи.

На відміну від традиційних фінансових ринків, криптовалютні ринки не мають стандартних механізмів захисту і гарантій, які могли б зменшити ризики для інвесторів. Однак, деякі криптовалютні проекти і біржі працюють над створенням власних рішень, що сприятимуть безпеці коштів користувачів. Наприклад, деякі біржі використовують страхування фондів для відшкодування можливих втрат, спричинених хакерськими атаками або іншими проблемами.

Для зменшення ризиків на криптовалютному ринку інвесторам радять отримуватися базових заходів безпеки, таких як зберігання криптовалюти на апаратних гаманцях, використовувати двофакторну аутентифікацію та диверсифікувати власний портфель різними активами, в тому числі і традиційними.

Таким чином, традиційні фінансові ринки та ринки криптовалют суттєво відрізняються з точки зору регулювання, зрілості, доступності, часу розрахунків,

волатильності та інших факторів. Кожен ринок пропонує інвесторам власний набір можливостей і викликів, і розуміння цих відмінностей має вирішальне значення при розгляді інвестиційних стратегій. Як наслідок, інвесторам слід ретельно проаналізувати свої інвестиційні цілі, апетит до ризику та розуміння ринку перед тим, як взяти участь в операціях на будь-якому з цих ринків.

2 МЕТОДОЛОГІЧНИЙ ПІДХІД ДО ВИБОРУ НАПРАВЛЕННЯ ТА ІНСТРУМЕНТІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ЦІН АКТИВІВ НА КРИПТОВАЛЮТНІЙ БІРЖІ

2.1 Формування логіки методологічного підходу до прогнозування

Розробка методології прогнозування цін на криптовалюту вимагає детального розгляду різних факторів, що можуть впливати на її ціну. Врахування цих факторів дозволяє аналізувати ринок і передбачати його динаміку з більшою точністю. Нижче наведені деякі ключові елементи, які можна включити в розробку методології прогнозування цін на криптовалюту:

Збір даних

Розробка методології прогнозування цін на криптовалюту вимагає детального розгляду різних факторів, які можуть впливати на ціну криптовалюти. Першим кроком у цьому процесі є збір відповідних даних. Це може включати історичні дані цін, обсяги торгів, ринкову капіталізацію, соціальні медіа та інші відповідні показники.

Аналіз історичних даних цін дозволяє виявити тренди, цикли та сезонні зміни, що допомагає зрозуміти, яким чином ціна може реагувати на певні події або ситуації у майбутньому. Наприклад, аналізуючи історичні дані цін Bitcoin, можна встановити залежності та патерни, які можуть вплинути на його ціну.

Обсяги торгів є ще одним важливим фактором, оскільки вони вказують на активність та інтерес до певної криптовалюти. Високі обсяги торгів можуть свідчити про збільшений попит і можливе зростання ціни. Наприклад, зростання обсягів торгів Ethereum може вказувати на збільшений інтерес та підвищення його ціни.

Ринкова капіталізація є ще одним важливим показником, оскільки вона відображає загальну вартість доступних на ринку одиниць криптовалюти. Зростання ринкової капіталізації може свідчити про збільшений інтерес до криптовалюти та потенційне зростання її ціни.

Фактори впливу, такі як новини, події, регуляторні зміни або технічні оновлення, також мають значний вплив на ціну криптовалюти. негативний настрій у соціальних медіа або обмежувальні заходи від уряду можуть призвести до зниження ціни, тоді як позитивні новини та підтримка у соціальних медіа можуть призвести до зростання ціни.

Крім того, криптовалюти можуть мати кореляцію з іншими активами, такими як фондові індекси, золото, нафта та інші. Це означає, що зміни в цінах цих активів можуть впливати на ціни криптовалют. Наприклад, позитивна кореляція між ціною Bitcoin і фондовим індексом S&P 500 може служити орієнтиром для прогнозування змін у ціні Bitcoin.

Також варто враховувати соціальні медіа та настрої ринку. Соціальні медіа стали значним впливовим фактором на ціну криптовалют. Пости, коментарі та настрої у спільноті можуть викликати значні коливання ціни. Наприклад, негативний настрій у соціальних медіа щодо конкретної криптовалюти може призвести до паніки серед інвесторів та зниження її ціни, тоді як позитивні новини та підтримка у соціальних медіа можуть призвести до зростання інтересу та підвищення ціни.

Попередня обробка даних

Після збору усієї важливої інформації потрібно провести попередню обробку даних. Це допоможе структурувати дані привести їх до того вигляду, в якому їх буде легко подальше оброблювати.

Перший крок – очищення даних, що означає виявлення та виправлення будь-яких помилок, пропусків або неправильних значень у записах. Під час очищення даних виявляються й виправляються помилки, пропуски та неправильні значення. Наприклад, якщо у наборі даних виявляються пропуски, їх потрібно видалити або заповнити адекватними значеннями.

Після цього важливим етапом є виявлення та обробка викидів – значень, які відхиляються від загального розподілу даних. Викиди можуть спотворити аналіз і

призвести до неточних прогнозів. Тому їх варто видалити або замінити на значення, які краще відповідають загальному тренду.

Слід зазначити, що деякі типи даних можуть вимагати перетворень для подальшого аналізу. Наприклад, текстові дані можна перетворити на числові значення за допомогою методів кодування, щоб вони були придатні для використання у моделях прогнозування. Також можуть бути застосовані методи масштабування або нормалізації для зведення значень до спільного масштабу та покращення аналізу.

Вибір функції

У розробці методології прогнозування цін на криптовалюту, вибір функцій є важливим етапом, оскільки він визначає набір факторів, які будуть враховуватися при прогнозуванні ціни. Це охоплює технічні та фундаментальні аспекти, що мають велике значення для аналізу криптовалютного ринку.

Технічні індикатори є важливими засобами для аналізу цінових графіків та ідентифікації трендів. Наприклад, середні ковзаючі (Moving Averages) дозволяють виявити загальну напрямок цінового руху, а RSI (Relative Strength Index) вказує на перевиділеність або перепроданість криптовалюти. Смути Боллінджера (Bollinger Bands) допомагають визначити зони високої та низької волатильності, що може бути індикатором можливого зміщення ціни.

Фундаментальні індикатори включають різноманітні фактори, які можуть вплинути на ціну криптовалюти. Це можуть бути новинні події, такі як анонси технологічних оновлень, партнерства або регуляторні зміни. Наприклад, оголошення про впровадження нових функцій у блокчейні певної криптовалюти може викликати збільшений інтерес та зростання її ціни. Крім того, ринкові настрої, такі як загальний попит на криптовалюту, стан ринку та інвесторські настрої, також можуть вплинути на її ціну.

Вибір моделі

При розробці методології прогнозування цін на криптовалюту, вибір підходящої прогностичної моделі є критичним етапом. Він залежить від доступних даних, типу прогнозу та конкретної проблеми, яку ми намагаємося вирішити. Різні моделі мають свої переваги та обмеження, тому важливо обирати ту, яка найкраще відповідає поставленій задачі.

Одна з поширених моделей, що використовується у прогнозуванні цін на криптовалюту, – це модель регресії. Вона базується на встановленні статистичного зв'язку між залежною змінною (ціною криптовалюти) та незалежними змінними (факторами, що впливають на ціну). Наприклад, можна побудувати модель регресії, використовуючи історичні дані про ціни, обсяги торгів, ринкову капіталізацію та інші відповідні показники як предиктори ціни криптовалюти. За допомогою цієї моделі можна прогнозувати майбутні цінові рухи на основі нових даних.

Ще одна поширена модель – це модель часових рядів. Вона підходить для прогнозування цінових змін, які мають відносну залежність від попередніх значень. Наприклад, можна використовувати ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) для моделювання та прогнозування цін на криптовалюту. Ця модель враховує тренд, сезонність та шум у часовому ряді цін, що дозволяє отримати прогнози на основі попередніх значень.

Оцінка моделі

Після вибору підходящої моделі для прогнозування цін на криптовалюту, наступним кроком є оцінка моделі для визначення її точності та ефективності. Це важливий етап, який дозволяє встановити, наскільки добре модель відповідає даним і якість прогнозів, які вона здійснює.

Одним з популярних статистичних показників для оцінки точності моделі є середня абсолютна помилка (MAE). Вона вимірює середнє абсолютне значення

різниці між прогнозованими цінами і фактичними цінами криптовалюти. Чим менше значення MAE, тим краще прогнози моделі.

Ще одним показником є середньоквадратична помилка (RMSE), яка враховує квадратичну різницю між прогнозованими і фактичними цінами. RMSE відображає середньоквадратичне відхилення прогнозів моделі від фактичних значень. Якщо RMSE низьке, це свідчить про високу точність моделі.

Коефіцієнт детермінації (R-квадрат) використовується для визначення відсотка варіації залежної змінної (ціни криптовалюти), який може бути пояснений моделлю. Значення R-квадрат близьке до 1 вказує на високу здатність моделі пояснювати зміну ціни.

Додатково до статистичних показників, можна використовувати графіки для візуалізації прогнозів моделі та порівняння їх з фактичними даними. Графічне представлення дозволяє оцінити, наскільки добре модель відповідає трендам, циклам та варіаціям цін на криптовалюту.

Розгортання моделі

Після успішної розробки та оцінки моделі прогнозування цін на криптовалюту, наступним кроком є розгортання моделі в реальних умовах. Це означає інтеграцію моделі в практичні середовища, які використовують трейдери та інвестори для прийняття обґрунтованих торгових рішень.

Одним з способів розгортання моделі є інтеграція її в торгову платформу або програмне забезпечення, яке використовується трейдерами. Наприклад, можна розробити плагін або API, які дозволяють трейдерам отримувати прогнози цін на криптовалюту безпосередньо з моделі та використовувати їх для прийняття торгових рішень. Це дозволяє автоматизувати процес прогнозування та забезпечує трейдерам швидкий та зручний доступ до прогнозів.

Крім того, модель може бути інтегрована в інші аналітичні програми та платформи, які використовуються для аналізу ринку та прийняття рішень. Наприклад,

фінансові аналітичні платформи або інструменти, які надають інвесторам та трейдерам доступ до історичних даних, графіків та аналітики, можуть включати модуль з прогнозуванням цін на криптовалюту. Це дає користувачам можливість отримувати актуальні прогнози та використовувати їх для своїх рішень.

Загалом, розробка методології прогнозування цін на криптовалюту вимагає поєднання аналізу даних, статистичного моделювання та досвіду роботи на ринку криптовалют. Це різнобічна та складна задача, але за умови ретельного планування та виконання вона може привести до цінних висновків та покращення торговельних результатів для інвесторів та трейдерів на ринку криптовалют.

2.2 Роль технічного аналізу методології в прогнозуванні цін активів на криптовалютній біржі

Технічний аналіз представляє собою торговельний підхід, що ґрунтується на вивченні діаграм та різноманітних ринкових відомостей для виявлення закономірностей та тенденцій, які можуть бути застосовані для передбачення майбутніх цін при обігу акцій. Фахівці з технічного аналізу вірять у те, що попередні коливання цін, торговельні обсяги та інші ринкові відомості можуть служити підказками щодо майбутніх змін цін. Для дослідження цієї інформації вони використовують спектр інструментів та методик.

Ось кілька способів використання технічного аналізу для прогнозування цін під час торгівлі активами:

Графічні паттерни

Технічні аналітики шукають патерни на графіках цін на акції, які можуть сигналізувати про потенційний сигнал на купівлю чи продаж.

Один з популярних патернів у технічному аналізі – це фігура "чашка з ручкою" (cup and handle). Цей патерн може з'явитися на графіку цін під час бичачого тренду.

Він характеризується формуванням похилої лінії, яка нагадує форму чашки, а потім коротким періодом корекції (ручка), після чого ціна знову піднімається. Це може свідчити про продовження бичачого тренду та потенційну можливість для входу в позицію на покупку.

Інший популярний патерн – це фігура "голова та плечі" (head and shoulders). Цей патерн з'являється на графіку цін під час зміни тренду від бичачого до ведмежого. Він складається з трьох піків: центральний пік (голова) вищий за два бічних піка (плечі). Після формування патерну і прориву лінії шиї, що з'єднує піки, ціна зазвичай починає рух вниз, що може бути сигналом на продаж.

Ковзаючі середні

Ковзні середні - це один із найбільш поширених технічних індикаторів, які використовуються в технічному аналізі для аналізу цінових даних. Вони допомагають згладжувати коливання цін, що дозволяє виділити загальний тренд та виявити ключові рівні підтримки та опору.

Існує кілька типів ковзних середніх, але найпоширенішими є проста ковзна середня (SMA) та експоненційна ковзна середня (EMA). Проста ковзна середня обчислюється шляхом взяття середнього значення цін за певний період часу. Наприклад, 50-денна SMA представляє середнє значення цін за останні 50 днів. Експоненційна ковзна середня, з свого боку, надає більшій ваги недавнім даним, ніж старим. Це досягається за допомогою вагових коефіцієнтів, які експоненційно зменшуються з часом.

Ковзні середні можуть використовуватися для визначення рівнів підтримки та опору. Наприклад, якщо ціна акції перебуває понад своєю 200-денною SMA, це може вказувати на довгостроковий бичий тренд та підтримку на цьому рівні. З іншого боку, якщо ціна перетинає свою 50-денну SMA зверху вниз, це може свідчити про зміну тренду та розпочати ведмежий рух.

Перетини між ковзними середніми також можуть видавати сигнали на купівлю або продаж. Наприклад, коли короткострокова SMA перетинає довгострокову SMA знизу вгору, це називається "золотим перетином" і може бути сигналом на купівлю. Зворотні ситуації, коли короткострокова SMA перетинає довгострокову SMA зверху вниз, називають "смерчем" і можуть бути сигналом на продаж. Такі перетини можуть вказувати на зміну тренду та потенційну зміну цінової динаміки.

Технічні аналітики використовують ковзні середні не лише для визначення точок входу і виходу з позицій, але і для визначення сильних трендів та періодів консолідації. Наприклад, коли ціна акції перебуває вище своєї ковзної середньої та середня лінія рухається вгору, це може свідчити про сильний бичий тренд. У той же час, коли ціна акції позначається нижче своєї ковзної середньої та середня лінія рухається вниз, це може свідчити про сильний ведмежий тренд.

Технічні індикатори

Технічні індикатори відіграють важливу роль в технічному аналізі та прогнозуванні цін на фінансових ринках. Вони допомагають трейдерам та інвесторам зрозуміти стан ринку, ідентифікувати торгівельні сигнали та приймати обґрунтовані рішення щодо входу та виходу з позицій.

Індекс відносної сили (RSI) – це популярний технічний індикатор, який вимірює силу та швидкість зміни цін. RSI має значення від 0 до 100 і використовується для визначення перекупленості або перепроданості акцій. Зазвичай, якщо RSI перебуває вище 70, це вказує на перекупленість ринку і може бути сигналом на продаж. З іншого боку, якщо RSI знаходиться нижче 30, це може свідчити про перепродані умови і може бути сигналом на купівлю.

Сходження-розходження ковзних середніх (MACD) – це індикатор, який вимірює відстань між двома експоненційними ковзними середніми. Він надає інформацію про зміну сили та напрямку тренду. Сигнали MACD генеруються при перетинах між сигнальною лінією та основною лінією. Наприклад, коли сигнальна

лінія перетинає основну лінію знизу вгору, це може бути сигналом на купівлю. Зворотній перетин може бути сигналом на продаж.

Стохастичний осцилятор - це індикатор, який вимірює відношення поточної ціни до діапазону між найнижчою та найвищою ціною за певний період часу. Він використовується для визначення перекупленості та перепроданості акцій. Значення стохастичного осцилятора також коливаються ві

Послідовність Фібоначчі

Послідовність Фібоначчі є математичним рядом чисел, де кожне число є сумою двох попередніх чисел у ряді (наприклад, 0, 1, 1, 2, 3, 5, 8, 13 і т.д.). В технічному аналізі ця послідовність використовується для визначення потенційних рівнів підтримки та опору на графіках цін.

Основними рівнями Фібоначчі, що використовуються, є 38,2%, 50% та 61,8%. Вони визначаються шляхом обчислення відсоткових відношень між числами у послідовності Фібоначчі. Наприклад, якщо акція підлягає корекції після підйому, можна очікувати, що ціна зупиниться біля одного з рівнів Фібоначчі, таких як 38,2% або 50%, перед тим, як продовжить рух у напрямку тренду.

Трейдери використовують рівні Фібоначчі для визначення потенційних зон підтримки та опору, де може відбутися зміна цінового руху. Якщо ціна сильно розбігається від основного тренду і досягає рівня Фібоначчі, це може бути сигналом на зміну тренду або певної реакції ринку. Трейдери можуть шукати підтвердження від інших технічних індикаторів або патернів, щоб прийняти обґрунтовані рішення щодо входу або виходу з позицій.

Наприклад, якщо ціна акції піднімається і зупиняється біля рівня 61,8% Фібоначчі, це може слугувати сигналом на продаж, оскільки це може бути зона опору, де ціна може знову змінити напрямок.

Важливо відмітити, що рівні Фібоначчі не є абсолютними точками входу або виходу з позицій, але вони надають трейдерам контекст та можливість оцінити

потенційну ризикованість та можливість у зоні цінового руху. Трейдери часто комбінують аналіз рівнів Фібоначчі з іншими технічними індикаторами, свічковим аналізом та фундаментальним аналізом для прийняття більш обґрунтованих торговельних рішень.

Загалом, технічний аналіз відомий як розповсюджений метод прогнозування цін у торгівлі акціями, оскільки надає кількісне вивчення ринкових даних та виявлення можливих сигналів купівлі чи продажу. Втім, слід підкреслити, що технічний аналіз не є безпомилковим, і учасникам ринку слід також враховувати додаткові аспекти, такі як фінансова інформація про компанії та актуальні новини при прийнятті торгових рішень.

3 РОЗПІЗНАВАННЯ ЗАКОНОМІРНОСТЕЙ І ТЕНДЕНЦІЙ В ПРОГНОЗУВАННІ ЦІН АКТИВІВ НА КРИПТОВАЛЮТНІЙ БІРЖІ

3.1 Огляд підходів щодо розпізнавання закономірностей та тенденцій

У процесі прогнозування цін на криптовалюту, розпізнавання закономірностей і тенденцій є фундаментальним етапом. Це вимагає аналізу історичних цінових даних криптовалютного активу з метою виявлення патернів, циклів і взаємозв'язків, які можуть мати вплив на майбутні рухи ціни. Оскільки ринок криптовалют дуже волатильний і схильний до швидких коливань, точні прогнози необхідні для інвесторів, які прагнуть приймати обґрунтовані торгові рішення.

Технічний аналіз

Технічний аналіз становить один з методів визначення майбутніх тенденцій та закономірностей у ціноутворенні криптовалют. Він передбачає глибокий аналіз графіків цін та застосування математичних та статистичних механізмів для виявлення поточних та майбутніх моделей. Наприклад, у своїй роботі трейдери можуть використовувати такі інструменти як ковзні середні, трендові лінії та різноманітні індикатори. Це допомагає їм визначити ключові рівні підтримки та опору, а також встановити оптимальні моменти для входу або виходу з угоди.

Фундаментальний аналіз

Інший підхід до розпізнавання закономірностей та тенденцій у цінах на криптовалюту – це фундаментальний аналіз. Він орієнтований на дослідження визначальних факторів, що можуть впливати на вартість активу, включаючи такі аспекти як ринковий попит, баланс між попитом і пропозицією, а також зміни в законодавчому середовищі. Наприклад, позитивні новини про певну криптовалюту можуть спонукати зростання її вартості, тоді як негативні події або новини можуть спровокувати спад її ціни.

Інструменти візуалізації

Інструменти візуалізації даних відіграють важливу роль в допомозі трейдерам та інвесторам краще розуміти та інтерпретувати закономірності та тенденції в цінових даних, що сприяє прийняттю більш виважених торгових рішень. Наприклад, трейдери можуть використовувати такі інструменти візуалізації, як графіки свічок, гістограми або лінійні діаграми, для виявлення та аналізу цінових тенденцій та моделей на ринку криптовалют. Серед таких як приклад можна навести:

- TradingView;
- Bloomberg Terminal;
- MetaTrader;
- Tableau;
- MS Excel.

Індикатори

Інвестори використовують різні індикатори у розвиток свого розуміння ринку криптовалют. Наприклад, деякі трейдери можуть використовувати індикатори волатильності, такі як смуги Боллінджера для визначення цінових рухів, що виходять за межі нормального діапазону. Інші трейдери можуть використовувати індикатори імпульсу, такі як індекс відносної сили (RSI), для визначення потенційних розворотів тренду або точок входу та виходу угод.

Аналіз настроїв

Аналіз настроїв включає в себе вивчення даних з соціальних мереж та новинних ресурсів, щоб встановити загальні емоційні відгуки та настрої стосовно певної криптовалюти. Позитивні відгуки можуть свідчити про можливе зростання попиту на криптовалюту, що, у свою чергу, може призвести до підвищення її ціни. З іншого боку, негативні настрої можуть бути показником спаду попиту та потенційного зниження ціни.

Ринкові новини та події

Трейдери та інвестори також розвивають своє розпізнавання закономірностей та тенденцій, активно слідкуючи за актуальними новинами та подіями в галузі. Це може включати новини про регулятивні зміни, зміни в політиці держави, а також нові технологічні розробки в сфері блокчейна та криптовалют. Будучи в курсі подій на ринку, трейдери та інвестори мають змогу глибше розуміти загальні настрої, що впливають на ринок, та приймати більш продумані торгові рішення.

Алгоритми машинного навчання

Трейдери та інвестори можуть застосовувати алгоритми машинного навчання для прогнозування цінових трендів та виявлення закономірностей. Машинне навчання використовує алгоритми, які здатні аналізувати величезні датасети та виявляти складні закономірності, що можуть бути непомітними для людського ока. Після навчання, ці алгоритми здатні аналізувати накопичені дані та формувати прогнози майбутніх цінових коливань, виходячи з виявлених закономірностей та тенденцій. Це створює додаткові можливості для прогнозування ринку криптовалют.

Алгоритми машинного навчання

Одним з найпопулярніших методів машинного навчання, що використовують для прогнозування курсу криптовалют, є нейронні мережі. Це варіант алгоритмів машинного навчання, які допомагають виявляти та аналізувати складні шаблони в даних. Вони виявилися надзвичайно ефективними при аналізі великих даних та виявленні складних взаємозв'язків між різними параметрами.

Аналіз соціальних мереж

Альтернативний спосіб виявлення закономірностей та трендів в цінах на криптовалюту полягає у застосуванні аналізу соціальних мереж. Цей аналіз включає дослідження взаємодії між різними акторами на ринку криптовалют, включаючи трейдерів, біржі та інших ключових учасників ринку. Вивчаючи ці взаємодії, трейдери

та інвестори можуть отримати цінну інформацію про ринкові настрої, торговельні патерни та можливі цінові тренди.

Аналітика блокчейну

Трейдери та інвестори також можуть використати аналітику блокчейну для розвитку свого розуміння ринку криптовалют. Аналітика блокчейна включає вивчення блокчейну, публічної книги, що лежить в основі ринку криптовалют, для отримання інформації про моделі торгівлі, настрої ринку і потенційні тенденції. Наприклад, вивчаючи обсяги та моделі транзакцій, трейдери та інвестори можуть отримати уявлення про загальний попит на конкретну криптовалюту та можливі зміни цін.

Методи інтелектуального аналізу даних

Ще одним методом вивчення патернів та трендів цін на криптовалюту є застосування технік розумного аналізу даних. Розумний аналіз даних передбачає витягування цінної інформації та шаблонів з великих датасетів. У сфері криптовалютної торгівлі, розумний аналіз даних може слугувати відмінним інструментом для виявлення патернів і трендів у даних про минулі ціни, а також для розробки потенційно прибуткових торгових стратегій.

Наприклад, методи інтелектуального аналізу даних можна використовувати під час виявлення закономірностей у русі цін, які відразу видно при простому аналізі графіків. Потім трейдери можуть використовувати цю інформацію для прийняття більш обґрунтованих торгових рішень, таких як визначення того, коли купувати чи продавати конкретну криптовалюту.

Обробка природньої мови (NLP)

Використання обробки природньої мови (NLP). NLP включає аналіз текстових даних, таких як новинні статті та повідомлення в соціальних мережах, щоб отримати уявлення про настрої ринку і потенційні тенденції.

Наприклад, трейдери та інвестори можуть використовувати методи NLP для аналізу повідомлень у соціальних мережах, пов'язаних із певною криптовалютою, щоб визначити загальне ставлення до неї. Позитивні настрої можуть вказувати на потенційне збільшення попиту на криптовалюту, що призведе до зростання її ціни, тоді як негативні настрої можуть вказувати на зниження попиту та потенційне зниження ціни.

Торгові боти

Використовуючи автоматизовані торгові системи, такі як торгові боти, інвестори та трейдери можуть глибше зрозуміти механізми ринку криптовалют. Ці програми, здатні автоматично виконувати торговельні операції, діють згідно з попередньо встановленими правилами і стратегіями. Завдяки цим ботам, учасники ринку можуть ефективно використовувати потенційні ринкові переваги і оперативно реагувати на динаміку ринку без потреби в нон-стоп нагляді.

Стратегії управління ризиками

Інший важливий аспект, на який варто звернути увагу при вивченні закономірностей та трендів цін на криптовалюту, - це застосування стратегій управління ризиками. Необхідно пам'ятати, що ринок криптовалют володіє великою волатильністю і схильний до раптових коливань цін, які можуть призвести до суттєвих втрат, якщо не надати їм належної уваги.

Трейдери та інвестори можуть застосовувати різні стратегії управління ризиками, щоб зменшити свою вразливість до потенційних втрат. Одним з поширених методів є встановлення ордерів стоп-лосс, які автоматично закривають позицію, якщо ціна криптовалюти спадає нижче визначеного рівня. Інша стратегія полягає у диверсифікації портфеля шляхом інвестування в декілька криптовалют або навіть в інші класи активів, такі як акції, облігації чи нерухомість.

Стратегії хеджування

Крім того, трейдери та інвестори можуть використовувати стратегії хеджування, такі як ф'ючерсні та опціонні контракти, для управління своїми ризиками. Ф'ючерсні контракти дозволяють трейдерам купувати або продавати криптовалюту за попередньо визначеною ціною та датою, тоді як опціонні контракти надають трейдерам право купувати або продавати криптовалюту за визначеною ціною, але не зобов'язують їх це робити.

Важливо пам'ятати, що ринок криптовалют наразі все ще в більшій мірі нерегульований і схильний до шахрайства, обману та інших ризиків. Трейдери та інвестори повинні завжди бути обережними і досліджувати будь-яку криптовалюту або обмінний пункт, перш ніж інвестувати.

Таким чином, для успішної торгівлі та інвестування вкрай важливо уміти застосовувати усі наведені вище способи і комбінувати їх між собою. Важливо пам'ятати, що ринок криптовалют постійно розвивається, і в будь-який момент можуть з'явитися нові тренди та закономірності. Отже, трейдери та інвестори повинні бути готовими до адаптації та коригування своїх стратегій відповідно до змін на ринку.

3.2 Аналіз тимчасових рядів як основа в прогнозуванні цін активів на криптовалютній біржі

Аналіз часових рядів є потужним інструментом, який використовується у фінансовій сфері для прогнозування цін на активи на криптовалютному ринку. Цей метод передбачає вивчення даних історичних часових рядів для виявлення закономірностей та тенденцій в динаміці ринку, а також для створення статистичних моделей, які можуть бути використані для прогнозування майбутнього.

Серед поширених методів, які використовуються на практиці для аналізу часових рядів, можна виділити:

— ковзаючі середні;

- експоненційне згладжування (Модель Холта-Вінтерса);
- моделі векторної авторегресії (VAR);
- модель довгострокової короткострокової пам'яті (LSTM);
- модель "Пророк" (Prophet model);
- моделі нейронних мереж (Neural Networks model);
- моделі авторегресійного інтегрованого ковзного середнього (ARIMA);
- алгоритми машинного навчання.

Ковзаючі середні

Методики ковзного середнього представляють собою підхід до аналізу часових рядів, який застосовується для визначення паттернів або регулярностей в даних часових рядів. Головна ідея цих методик полягає в обчисленні середнього значення згрупованих точок даних за конкретний проміжок часу, а потім використовує це середнє значення для прогнозування майбутніх значень.

Існують два ключових типи методів ковзного середнього: модель простого ковзного середнього (SMA) та модель експоненційного ковзного середнього (EMA).

Модель простого ковзного середнього (SMA) розраховує середнє значення згрупованих точок даних за вказаний період часу (формула 3.1).

$$SMA_t = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} p_{t-i}; \quad (3.1)$$

де SMA_t — значення середнього ковзаючого в точці t ;

n — кількість значень вихідної функції для розрахунку ковзаючого середнього;

p_{t-i} — значення початкової функції в точці $t - i$.

Наприклад, 10-денна SMA вираховує середнє значення останніх 10 точок даних в часовому ряду. Це значення може бути використане як прогноз для наступних значень.

Модель експоненційного ковзаючого середнього (EMA) схожа на модель SMA, але вона надає більший вагу новішим точкам даних. Це досягається за допомогою

вагового коефіцієнта, який експоненційно зменшується зі старінням точок даних (формула 3.2).

$$EMA_t = \alpha \cdot p_t + (1 - \alpha) \cdot EMA_{t-1}; \quad (3.2)$$

де EMA_t — значення експоненційного ковзного середнього в точці t ;

EMA_{t-1} — значення експоненційного ковзного середнього в точці $t - 1$;

p_t — значення початкової функції в точці t ;

α — коефіцієнт швидкості зменшення ваг, приймає значення від 0 до 1.

Зазвичай припускається, що модель ЕМА більш чутлива до змін даних, ніж модель SMA.

Методики ковзного середнього можуть бути використані для виявлення трендів, згладження шуму в даних і прогнозування майбутніх значень в часовому ряду. Однак вони не завжди виявляються ефективними для прогнозування раптових змін або виняткових випадків в даних.

Модель експоненційного згладжування

Модель експоненційного згладжування Холта-Вінтерса є типом методики аналізу часових рядів, яка використовує середньозважене значення минулих спостережень для прогнозування майбутніх значень. Хоча вона має певні схожості з моделями ковзного середнього, це не є чисто модель ковзного середнього.

В моделі експоненційного згладжування Холта-Вінтерса враховуються три компоненти часового ряду: рівень (середнє значення ряду), тренд (швидкість зміни ряду) та сезонність (повторювані паттерни або цикли в ряду). Модель призначає кожному з цих компонентів різні ваги і комбінує їх певним чином для створення прогнозів.

Хоча модель використовує минулі спостереження для обчислення середньозважених значень, вона не використовує фіксоване часове вікно, як у моделях ковзного середнього. Натомість вона динамічно коригує ваги на основі останніх

спостережень і оцінюваних значень трьох компонентів. Це дозволяє моделі адаптуватися до змінюваних закономірностей в даних і робити більш точні прогнози.

Таким чином, хоча модель експоненційного згладжування Холта-Вінтерса використовує середньозважені значення, подібні до моделей ковзного середнього, вона не є чисто моделлю ковзного середнього, оскільки розглядає кілька компонентів часового ряду і динамічно адаптує свої ваги.

Модель експоненційного згладжування Холта-Вінтерса є типом методики аналізу часових рядів, яка використовує середньозважене значення минулих спостережень для прогнозування майбутніх значень. Хоча вона має певні схожості з моделями ковзного середнього, це не є чисто модель ковзного середнього.

В моделі експоненційного згладжування Холта-Вінтерса враховуються три компоненти часового ряду: рівень (середнє значення ряду), тренд (швидкість зміни ряду) та сезонність (повторювані паттерни або цикли в ряду). Модель призначає кожному з цих компонентів різні ваги і комбінує їх певним чином для створення прогнозів.

Хоча модель використовує минулі спостереження для обчислення середньозважених значень, вона не використовує фіксоване часове вікно, як у моделях ковзного середнього. Натомість вона динамічно коригує ваги на основі останніх спостережень і оцінюваних значень трьох компонентів. Це дозволяє моделі адаптуватися до змінюваних закономірностей в даних і робити більш точні прогнози.

Таким чином, хоча модель експоненційного згладжування Холта-Вінтерса використовує середньозважені значення, подібні до моделей ковзного середнього, вона не є чисто моделлю ковзного середнього, оскільки розглядає кілька компонентів часового ряду і динамічно адаптує свої ваги.

Модель векторної авторегресії (VAR)

Модель векторної авторегресії (VAR) представляє собою тип багатовимірної моделі часових рядів, яка використовується в економетриці для аналізу взаємозв'язків

між декількома змінними часових рядів. В моделі VAR кожна змінна розглядається як функція власних минулих значень та минулих значень інших змінних у системі.

Ключовим принципом моделі VAR є представлення динаміки системи за допомогою набору лінійних рівнянь, де кожне рівняння представляє одну змінну в системі. Потім ці рівняння оцінюються за допомогою історичних даних і можуть використовуватися для прогнозування майбутньої динаміки системи.

Моделі VAR корисні для аналізу взаємозв'язків між різними економічними змінними, наприклад, інфляцією, ВВП і процентними ставками. Моделюючи ці змінні разом, моделі VAR можуть зафіксувати цикли зворотного зв'язку та побічні ефекти, які існують між ними.

Моделі VAR можуть бути розширені для включення інших типів змінних, таких як екзогенні змінні, які впливають на систему, але не залежать від неї. Ці моделі відомі як моделі векторної авторегресії з ковзним середнім (VARMA).

Моделі VAR можна оцінювати за допомогою різних методів, таких як оцінка максимального правдоподібності або байєсівські методи. Вибір методу залежить від специфічних характеристик даних і припущень, які були зроблені щодо базової моделі.

Моделі авторегресійного інтегрованого ковзного середнього (ARIMA)

Моделі авторегресійного інтегрованого ковзного середнього (ARIMA) використовуються для прогнозування та аналізу часових рядів, виявляючи складні закономірності в даних. Вони знаходять застосування в економетрії, фінансах тощо.

"ARIMA" — це скорочення, що відображає три ключові компоненти моделі: авторегресію (AR), інтеграцію (I) та ковзне середнє (MA). Ці компоненти використовуються для створення прогнозів на основі попередніх значень часового ряду, залишків минулих прогнозів та перетворення часового ряду на стаціонарний.

Моделі ARIMA позначаються як $ARIMA(p, d, q)$, де p , d та q - це порядки авторегресійного компонента, різниці та ковзного середнього відповідно. Вони вибираються на основі характеристик часового ряду.

ARIMA часто використовується для прогнозування майбутніх значень часового ряду. Для цього використовуються оцінювані параметри. Точність прогнозів можна оцінити за допомогою середньоквадратичної помилки (MSE) або середньої абсолютної помилки (MAE).

Модель довгої короткострокової пам'яті (LSTM)

Модель довгої короткострокової пам'яті (LSTM) представляє собою вид рекурентної нейронної мережі (RNN), яка використовується в глибокому навчанні для аналізу і прогнозування даних часових рядів, обробки природної мови та інших послідовних даних. LSTM були представлені у 1997 році Хохрайтером та Шмидгубером як вдосконалення в порівнянні з традиційними RNN, які мають проблему зниклого градієнта, що ускладнює їх навчання на довгих послідовностях.

Модель LSTM створена для подолання цієї проблеми шляхом введення клітини пам'яті, яка може зберігати інформацію протягом тривалого часу, та набору вентиляльних механізмів, які можуть контролювати потік інформації до клітини і з неї. Ці вентилялі дозволяють LSTM вибірково зберігати або забувати інформацію залежно від поточного введення та минулої пам'яті.

Модель LSTM складається з кількох компонентів, включаючи:

1. Вхідний клапан: цей клапан контролює, чи дозволити новому введенню увійти в клітину пам'яті чи ні.
2. Клапан "забути": ці вентилялі визначають, чи слід стерти або забути частину інформації, збереженої в клітині пам'яті.
3. Клітина пам'яті: тут зберігається довгострокова пам'ять LSTM.
4. Вихідний клапан: цей клапан визначає, чи слід передавати частину інформації, збереженої в клітині пам'яті, на наступний рівень мережі.

Керуючи потоком інформації через ці вентиля, LSTM може вибірково зберігати або забувати інформацію протягом тривалого часу, що робить його придатним для моделювання послідовностей з довгостроковими залежностями.

LSTM успішно застосовується в широкому спектрі застосувань, таких як розпізнавання мови, обробка природної мови, субтитрування зображень та прогнозування цін на акції. Він широко вважається одним з найефективніших типів нейронних мереж для аналізу часових рядів та завдань прогнозування послідовностей.

Модель "Пророк" (Prophet model)

Prophet — це модель прогнозування часових рядів, яку створила команда Facebook Core Data Science у 2017 році. Ця модель була розроблена як гнучкий та масштабований інструмент для прогнозування даних часових рядів, що виявляють виразну сезонність та інші складні закономірності.

Prophet використовує адитивну модель, яка розкладає часовий ряд на три основні компоненти: тренд, сезонність та святкові дні. Компонент тренду визначає загальний напрямок часового ряду, а компонент сезонності відображає повторювані закономірності або цикли в даних. Компонент святкових днів дозволяє моделі враховувати вплив конкретних подій або свят на часовий ряд.

Prophet використовує байєсівську структуру для підгонки моделі, яка дозволяє оцінювати невизначеність та включати зовнішню інформацію та користувацькі апріорні значення. Він також містить такі функції, як виявлення точок зміни та гнучкість тренду, що робить його більш стійким до змін у динаміці часових рядів.

Prophet зручний для користувача і потребує мінімальної попередньої обробки даних, що робить його доступним для непрофесіоналів у сфері аналізу часових рядів. Він також надає набір інструментів для візуалізації та оцінки продуктивності моделі.

Prophet успішно використовується в широкому спектрі застосувань, таких як прогнозування відвідуваності веб-сайтів, прогнозування попиту на електроенергію та прогнозування тенденцій.

Моделі ARIMA можуть розширюватися додаванням сезонних компонентів, екзогенних змінних чи процесів з довгою пам'яттю, стаючи SARIMA, ARIMAX або ARFIMA відповідно.

Алгоритми машинного навчання

Алгоритми машинного навчання - це програми, що вдосконалюють виконання завдань шляхом аналізу даних. Вони використовують статистику для вивчення закономірностей в даних і застосовують ці знання для прогнозування або прийняття рішень. Алгоритми поділяються на три типи: з учителем, без учителя та з підкріпленням.

Алгоритми навчання з учителем вивчаються на маркованих даних і намагаються передбачити результати для нових даних. Приклади включають дерева рішень, випадкові ліси, машини опорних векторів та нейронні мережі.

Алгоритми навчання без учителя вивчають немарковані дані, намагаючись знайти в них структуру. Приклади включають алгоритми кластеризації та аналіз основних компонентів.

Алгоритми навчання з підкріпленням взаємодіють з оточенням, отримуючи відгук у вигляді нагород або штрафів за свої дії. Вони широко використовуються в робототехніці, іграх та автономних транспортних засобах.

Ці алгоритми мають широке застосування, включаючи розпізнавання зображень, мову, обробку природних мов, виявлення шахрайства, рекомендаційні системи тощо.

3.3 Статистичні показники оцінки прогнозів тимчасових рядів

Середня абсолютна похибка (MAE)

Середня абсолютна помилка (MAE) - це статистична метрика, що вимірює середню величину помилок між фактичними та прогнозованими значеннями. Вона широко використовується для оцінки точності моделей прогнозування часових рядів.

Формула для розрахунку MAE:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|; \quad (3.3)$$

де n — кількість спостережень;

y_i — фактичне значення тимчасового ряду в момент часу i ;

$\hat{y}_i$ — прогнозоване значення тимчасового ряду в момент часу i .

MAE вимірює середню абсолютну різницю між фактичними та прогнозованими значеннями. Це проста та інтуїтивно зрозуміла метрика точності прогнозування. Менший MAE свідчить про вищу точність моделі.

Середньоквадратична похибка (MSE)

Середньоквадратична помилка (MSE) — це поширений показник, який використовується для оцінки ефективності моделі прогнозування часових рядів. Вона вимірює середньоквадратичну різницю між передбачуваними та фактичними значеннями. Менше значення MSE вказує на кращу точність моделі у прогнозуванні майбутніх значень часового ряду.

Формула для обчислення MSE виглядає наступним чином:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2; \quad (3.4)$$

де n — кількість спостережень;

y_i — фактичне значення тимчасового ряду в момент часу i ;

$\hat{y}_i$ — прогнозоване значення тимчасового ряду в момент часу i .

MSE розраховується шляхом взяття квадратів різниць між фактичними та прогнозованими значеннями, підсумовування цих квадратів різниць, а потім ділення на кількість спостережень. Квадрат використовується, щоб як перебільшені, так і занижені прогнози робили однаковий внесок в помилку. Він також підсилює великі помилки, що може допомогти в виявленні проблемних областей прогнозів моделі.

MSE — корисна метрика, оскільки вона надає міру величини помилок в прогнозах, що може бути корисним для розуміння того, як працює модель. Він зазвичай використовується разом з іншими показниками, такими як середня абсолютна помилка (MAE) та квадратний корінь середньоквадратичної помилки (RMSE), для оцінки ефективності моделей прогнозування часових рядів.

Корінь середньоквадратичної помилки (RMSE)

Корінь середньоквадратичної помилки (RMSE) — це загальноприйнята метрика, що вимірює відмінності між прогнозованими та реальними значеннями у задачах прогнозування часових рядів. RMSE - це квадратний корінь з середнього значення квадратів відмінностей між прогнозами та реальними значеннями.

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \hat{y}_i)^2}{n}}; \quad (3.5)$$

де n — кількість спостережень;

y_i — фактичне значення тимчасового ряду в момент часу i ;

$\hat{y}_i$ — прогнозоване значення тимчасового ряду в момент часу i .

Менший RMSE свідчить про більшу точність моделі. RMSE часто використовується разом з такими метриками, як MAE та MAPE, для оцінки ефективності моделей прогнозування часових рядів.

Середній відсоток абсолютних помилок (MAPE)

Середній відсоток абсолютних помилок (MAPE) виступає як універсальний індикатор, що дозволяє визначити різницю між прогнозними і реальними значеннями у контексті часових рядів. Основа MAPE - це середнє значення відсотків абсолютних помилок між прогнозними та фактичними значеннями.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \cdot 100\%; \quad (3.6)$$

де n — загальна кількість спостережень;

y_i — фактичне значення тимчасового ряду в момент часу i ;

$\hat{y}_i$ — прогнозоване значення тимчасового ряду в момент часу i .

Метрика MAPE дозволяє визначити наскільки точно модель здатна прогнозувати дані. Чим нижчий показник MAPE, тим точніша модель. Схоже на RMSE, MAPE також часто застосовується разом з іншими показниками, такими як MAE та RMSE, для оцінки ефективності моделей прогнозування часових рядів.

3.4 Практична реалізація моделей прогнозування цін на криптовалюту

Прогнозування цін на криптовалюту - складна задача, що вимагає глибокого розуміння фінансових показників, статистики, а також аналізу великих обсягів даних. У цьому контексті, ми вибрали п'ять моделей для апробації їх можливостей у прогнозуванні цін на криптовалюту. Серед них:

- модель Холта-Вінтерса;
- модель векторної авторегресії (VAR);
- модель ARIMA
- модель довгострокової короткочасної пам'яті (LSTM);
- модель "Пророк" (Prophet).

Моделі були побудовані з використанням різних бібліотек Python, таких як NumPy для обробки масивів, Pandas для обробки та аналізу даних, Statsmodels для статистичного моделювання, Scikit-learn та Tensorflow для машинного навчання. Крім того, для візуалізації даних була використана бібліотека Matplotlib.

Всі етапи побудови моделі - від попередньої обробки даних до тренування та тестування моделей - були виконані в Jupyter Notebook. Це спростило перевірку гіпотез, швидке внесення змін і відстеження результатів.

В якості вхідних даних було використано історичні дані криптовалюти Ether ETH станом на 01.11.2022 — 01.05.2023, які були .csv таблицю і попередньо оброблені (див. Додаток А). Дані взяті з електронного ресурсу CoinMarketCap [16]. Графік курсу ETH на цьому проміжку зображено на рисунку 3.1.



Рисунок 3.1 — Графік курсу ETH станом на 01.01.2021 — 01.05.2023.

Модель Хольта-Вінтерса

Метод Холта-Вінтерса є моделлю експоненційного згладжування, що враховує як тенденцію, так і сезонність даних. Для її написання було використано бібліотеку pandas та метод `ExponentialSmoothing()` з бібліотеки `statsmodels.tsa.holwinters`. Код моделі можна знайти в додатку Б.

Для параметра тренда встановлено значення "mul" для моделювання мультиплікативного тренда даних, а для сезонного параметра встановлено значення "add" для моделювання адативної сезонності з періодом 7 днів.

Параметр `steps` у методі прогнозу вказує кількість кроків для прогнозу, в даному випадку це 10.

Результатом коду буде об'єкт серії pandas, що містить прогнозовані значення наступні 10 днів (рис. 3.2):

```

2023-04-22    1868.074058
2023-04-23    1883.289856
2023-04-24    1882.835250
2023-04-25    1887.987007
2023-04-26    1899.000908
2023-04-27    1893.671891
2023-04-28    1885.641612
2023-04-29    1893.910432
2023-04-30    1909.176577
2023-05-01    1908.772416
Freq: D, dtype: float64

```

Рисунок 3.2 — Результати прогнозу моделі Хольта-Вінтерса.

Для оцінки ефективності прогнозу, використано статистичні показники, такі як середня абсолютна помилка (MAE), середньоквадратична помилка (RSME) та середня абсолютна помилка у відсотках (MAPE). Їх результати зображені на рис. 3.3.

```

MAE: 26.719236755556995
MSE: 1103.973229752295
RMSE: 33.22609260434177
MAPE: 1.4371103035551687

```

Рисунок 3.3 — Результати метрик для прогнозу моделі Хольта-Вінтерса.

Порівняльний графік фактичних та прогнозованих цін з 22.04.2023 по 01.05.2023 зображений на рис. 3.4.

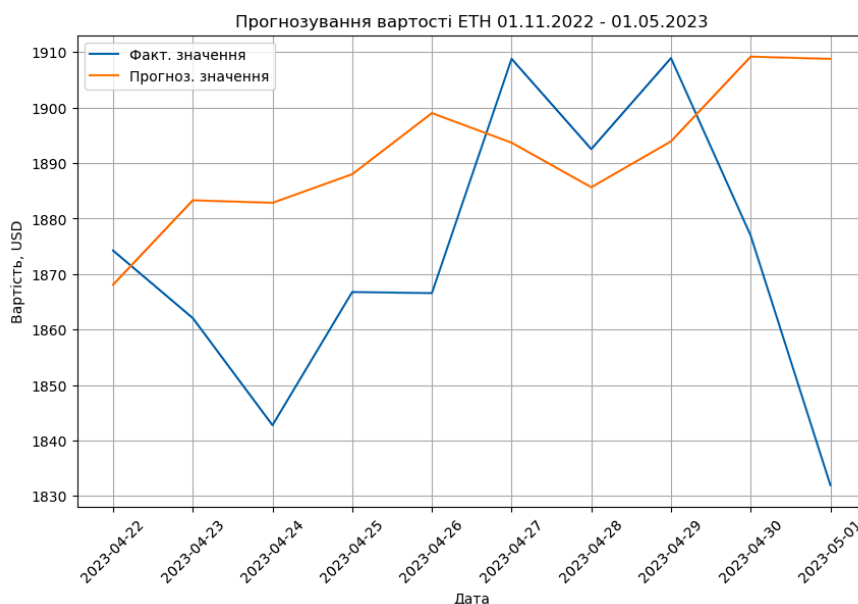


Рисунок 3.4 — Графік фактичних та прогнозованих моделлю Хольта-Вінтерса значень.

Важливо відзначити, що ці статистичні дані призначені тільки для оцінки 10-денного прогнозу з використанням моделі експоненційного згладжування на заданих історичних даних з 01.11.2022. по 01.05.2021. Для більшої продуктивності моделі треба оцінити на більшому наборі даних і порівняти її результати з результатами інших моделей.

Модель векторної авторегресії (VAR)

Щоб розробити 10-денний прогноз цін на Ether ETH з використанням моделі векторної авторегресії (VAR), ми можемо використовувати бібліотеки pandas та statsmodels в Python. Код моделі можна знайти в Додатку Б. Результат наведено в рис. 3.5.

Date	Close	Volume
2023-04-22	1852.028845	1.296075e+10
2023-04-23	1854.469416	1.374657e+10
2023-04-24	1857.256077	1.442064e+10
2023-04-25	1860.332849	1.499911e+10
2023-04-26	1863.651905	1.549581e+10
2023-04-27	1867.172391	1.592255e+10
2023-04-28	1870.859412	1.628945e+10
2023-04-29	1874.683178	1.660515e+10
2023-04-30	1878.618254	1.687705e+10
2023-05-01	1882.642936	1.711147e+10

Рисунок 3.5 —Результати прогнозу моделі VAR.

Щоб оцінити точність прогнозу, ми можемо скористатися тими ж статистичними показниками, що ми використовували раніше, а саме MAE, MSE, RMSE та MAPE. Код та результати оцінки точності прогнозу наведені в рисунку 3.6.

```
MAE: 20.350738174498634
MSE: 675.5097952658176
RMSE: 25.99057127624973
MAPE: 1.085378869819675
```

Рисунок 3.6 — Результати метрик для прогнозу моделі VAR.

Порівняльний графік фактичних та прогнозованих цін з 22.04.2023 по 01.05.2023 зображений на рис. 3.7.

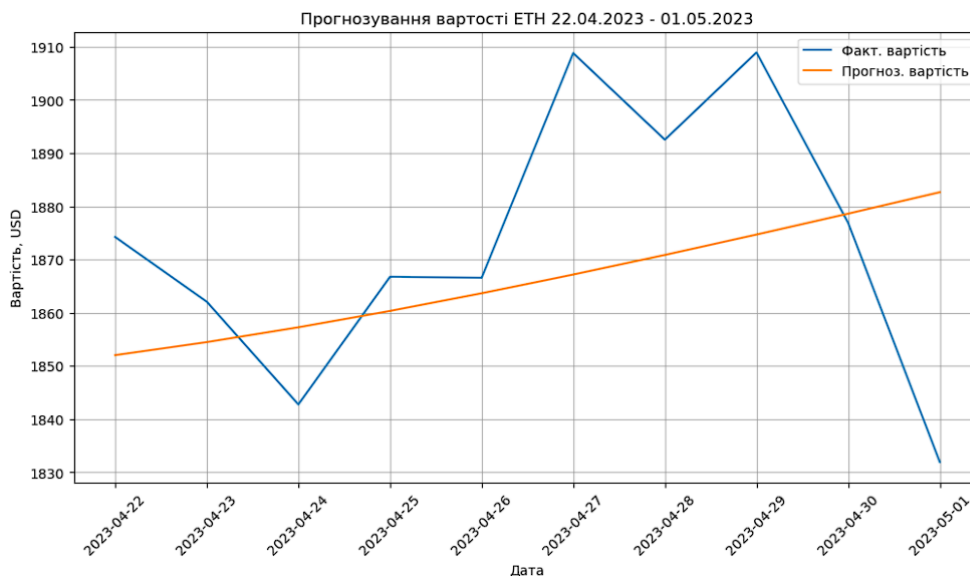


Рисунок 3.7 — Графік фактичних та прогнозованих моделлю VAR значень.

Модель ARIMA

Під час побудови моделі ARIMA, ми користуватимось бібліотеками `pandas`, `statsmodels` та `itertools`. Прогноз будуватиметься на 10 днів і порівнюватиметься з фактичними даними. Код програми можна знайти в додатку Б.

Для початку потрібно розрахувати оптимальні значення порядків авторегресійного компоненту (p), різниці (d) та компоненти ковзаючого середнього (q). Ці значення розраховані завдяки функції `find_optimal_arima_parameters()`, що використовує критерій AIC. Для даного датасету $p = 1$, $d = 1$, $q = 0$.

Результат прогнозування моделі наведено в рис. 3.8.

```
Прогнозовані значення:
2023-04-22    1856.380030
2023-04-23    1855.942787
2023-04-24    1855.972752
2023-04-25    1855.970699
2023-04-26    1855.970839
2023-04-27    1855.970830
2023-04-28    1855.970830
2023-04-29    1855.970830
2023-04-30    1855.970830
2023-05-01    1855.970830
Freq: D, Name: predicted_mean, dtype: float64
```

Рисунок 3.8 — Результати прогнозу моделі ARIMA.

Оцінка прогнозу моделі ARIMA за статистичними показниками MAE, MSE, RMSE та MAPE наведена в рис. 3.9.

MAE: 24.583264892296643
MSE: 870.3065277648413
RMSE: 29.500958082151186
MAPE: 1.3042044160701793

Рисунок 3.9 — Результати метрик для прогнозу моделі ARIMA.

Для більшої наочності порівняльний графік фактичних та прогнозованих цін з 22.04.2023 по 01.05.2023 зображений на рисунку 3.10.



Рисунок 3.10 — Графік фактичних та прогнозованих моделлю ARIMA значень.

Модель довгої короткострокової пам'яті (LSTM)

Для розробки моделі LSTM було використано бібліотеки pandas, numpy, sklearn, tensorflow.keras. Повний код наведено в додатку Б.

Результат прогнозування моделі наведено в рис. 3.11.

4/22/2023	1928.80
4/23/2023	1922.99
4/24/2023	1918.23
4/25/2023	1904.71
4/26/2023	1917.08
4/27/2023	1922.56
4/28/2023	1954.07
4/29/2023	1953.93
4/30/2023	1963.33
5/1/2023	1943.33

Рисунок 3.11 — Результати прогнозу моделі LSTM.

Оцінка прогнозу моделі LSTM за статистичними показниками MAE, MSE, RMSE та MAPE наведена в рис. 3.12.

MAE: 23.901574771874994
MSE: 811.4824084567647
RMSE: 28.486530298665098
MAPE: 1.2731660972930428

Рисунок 3.12 — Результати метрик для прогнозу моделі LSTM.

З наведених значень видно, що похибка набагато більша порівняно з попередніми моделями. Причиною цьому може бути той факт, що для нейронної мережі потрібен більший обсяг вхідних даних. Розглянемо графік прогнозу моделі LSTM (Рис. 3.12).

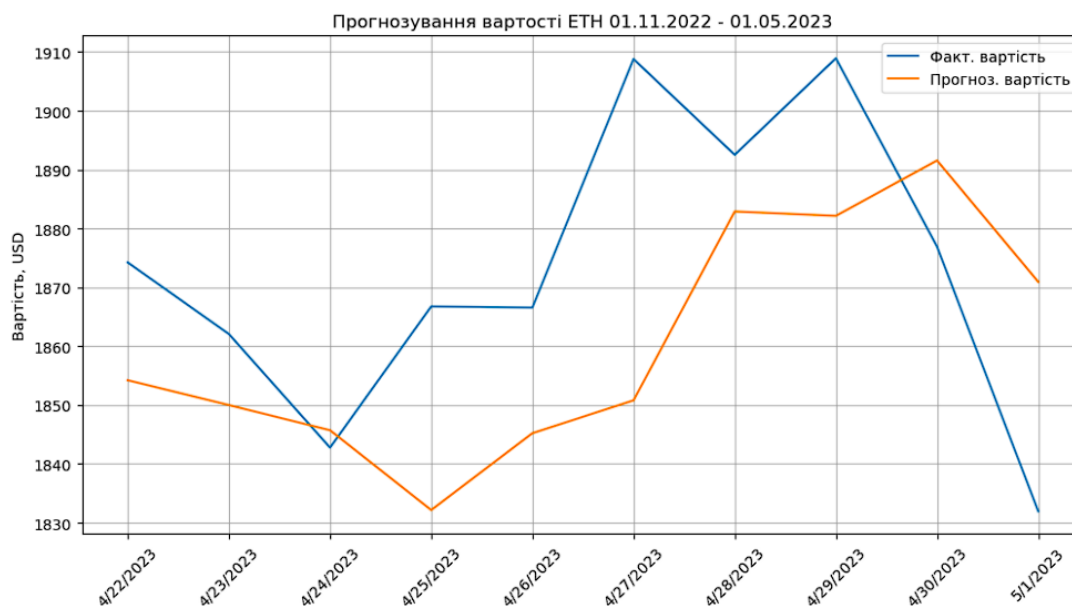


Рисунок 3.12 — Графік фактичних та прогнозованих моделлю LSTM значень.

Модель "Пророк" (Prophet)

Для побудови моделі було використано бібліотеки `fbprophet`, `pandas` та `pumpry`. Повний код програми можна розглянути в Додатку Б. Результати прогнозу можна побачити на рис. 3.13.

```

ds      yhat
0 2023-04-22  2187.676653
1 2023-04-23  2221.933135
2 2023-04-24  2251.068988
3 2023-04-25  2284.261207
4 2023-04-26  2324.235506
5 2023-04-27  2342.183823
6 2023-04-28  2355.682016
7 2023-04-29  2389.070618
8 2023-04-30  2418.428075
9 2023-05-01  2439.441777

```

Рисунок 3.13 — Результати прогнозу моделі Prophet.

Дана модель прогнозує значне зростання вартості криптовалюти порівняно з попередніми. Для перевірки правдивості даних прогнозів, слід провести оцінку прогнозу моделі Prophet за статистичними показниками MAE, MSE, RMSE та MAPE наведена в рис. 3.12.

```

MAE: 448.25204953574195
MSE: 207342.40297479476
RMSE: 455.3486608905255
MAPE: 23.943664819924155

```

Рисунок 3.12 — Результати метрик для прогнозу моделі Prophet.

Як видно з рис. 3.12, дана модель не зовсім пристосована для прогнозування цін використовуючи дані даного датасету. Це також можна помітити на графіку прогнозу (Рис. 3.13).

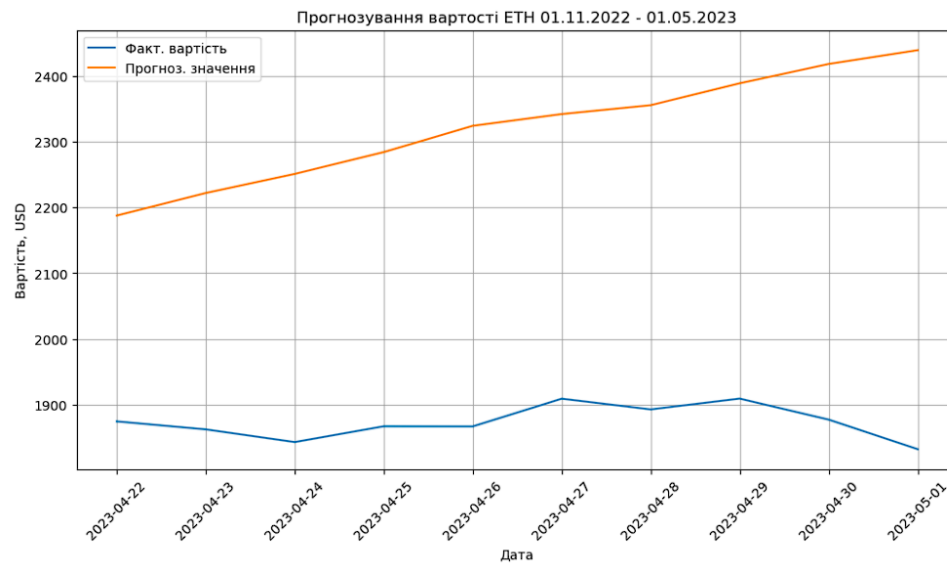


Рисунок 3.14 — Графік фактичних та прогнозованих моделлю Prophet значень.

3.5 Порівняльна статистика моделей прогнозування цін на криптовалюту

Щоб порівняти статистичні параметри різних моделей прогнозування, ми можемо використовувати такі показники, як середня абсолютна помилка (MAE), середньоквадратична помилка (MSE), корінь середньоквадратичної помилки (RMSE) та середній відсоток абсолютних помилок (MAPE).

Таблиця 3.1, в якій знаходяться значення MAE, MSE та RMSE для десятиденних прогнозів різних моделей на основі історичних даних про ціни на Ether (ETH) з 01.11.2022 по 01.05.2021, допоможе нам зорієнтуватися в цій ситуації.

Таблиця 3.1 — Порівняльна статистика моделей

Модель	Показники			
	MAE	MSE	RMSE	MAPE
Метод Хольта-Вінтерса (Holt-Winters method)	26.71924	1103.973	33.22609	1.43711
Модель векторної авторегресії (Vector autoregression model)	20.35074	675.5098	25.99057	1.085379
Моделі авторегресійного інтегрованого ковзкого середнього (ARIMA)	24.58326	870.3065	29.50096	1.304204
Модель довгої коротстрокової пам'яті (Long short-term memory model)	23.90157	811.4824	28.48653	1.273166
Модель "Пророк" (Prophet model)	448.252	207342.4	455.3487	23.94366

Із таблиці видно, що модель VAR має найнижчі показники MAE, MSE, RMSE та MAPE, що вказує на те, що дана модель має найкращу продуктивність серед наведених моделей для конкретного набору даних. Моделі ARIMA, LSTM та метод Хольта-Вінтерса також проявили себе непоганим чином, показавши відносно низькі показники похибки. Модель Prophet має найбільші показники метрик серед усіх моделей, що вказує на те, що вона є не найкращим вибором для даного набору даних.

Слід зазначити, що, незважаючи на свої показники MAE, MSE, RMSE та MAPE, найбільш достовірний графік прогнозу показала модель LSTM (Рис. 3.12), що може свідчити про те, що для досягнення більш точних результатів даних моделі потрібен більший обсяг вхідних даних та детальніше налаштування. Також непогано в цьому плані проявив себе метод Хольта-Вінтерса, який показав відносно достовірний графік (Рис. 3.4). Моделі VAR та ARIMA показали лише тренди графіку (Рис.3.7 та Рис. 3.10).

Також важливо відмітити, що, не зважаючи на показники ефективності моделі, результат може варіюватися в залежності від набору даних і конкретної проблеми, яка вирішується. Тому завжди корисно оцінити декілька моделей і обрати найбільш підходящу для конкретної задачі.

Незважаючи на високу продуктивність, інвесторам та трейдерам не достатньо лише правильно вибраної моделі для виконання їх завдань. Аналіз фінансових ринків є вкрай складним процесом, що вимагає глибокого розуміння та ретельного аналізу різних аспектів. Цей процес включає в себе вивчення широкого спектра економічних трендів, визначення відповідних фінансових показників і розуміння їх впливу на ринкову активність. Також важливо враховувати фактори фінансових новин та постів у соцмережах і вміти враховувати їх у своїх торгових рішеннях.

Таким чином, величезне значення має комплексний підхід до аналізу фінансових ринків, що включає в себе розуміння індивідуальних факторів та їх взаємодію між собою.

ВИСНОВОК

У процесі виконання даної дипломної роботи було проведено глибокий аналіз і прогнозування цін активів на криптовалютній біржі, який включав в себе дослідження виникнення і розвитку криптовалютних активів, формування методологічного підходу до вибору напрямлення і інструментів прогнозування цін, а також виявлення закономірностей і тенденцій в прогнозуванні цін активів на криптовалютній біржі.

Під час роботи були виконані такі завдання:

1. Розглянуте поняття криптовалют, проведений огляд криптовалют і криптовалютних бірж, а також здійснено порівняння традиційних фінансових ринків і ринків криптовалют.

2. Сформована логіка методологічного підходу до прогнозування, проаналізована роль технічного аналізу в прогнозуванні цін активів на криптовалютній біржі.

3. Оглянуто різні підходи до розпізнавання закономірностей і тенденцій, а також застосовано аналіз тимчасових рядів як основу в прогнозуванні цін активів на криптовалютній біржі.

4. Проведено порівняння статистичних показників для оцінки прогнозів тимчасових рядів, пропоновано моделі прогнозування цін на криптовалюту та порівняно їх за статистичними показниками.

Таким чином, в результаті проведеного дослідження було визначено основні методологічні підходи до прогнозування цін активів на криптовалютних біржах, а також розроблені методи і інструменти для їх використання. За допомогою аналізу тимчасових рядів було виявлено ключові тенденції і закономірності, які можуть бути використані для ефективного прогнозування цін на криптовалюту в майбутньому.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Torbat A. E. Global Financial Meltdown and the Demise of Neoliberalism - Global Research. Global Research. URL: <https://www.globalresearch.ca/global-financial-meltdown-and-the-demise-of-neoliberalism/10549>.
2. Koç Ç. K., Özdemir F., Ödemiş Özger Z. Rivest-Shamir-Adleman Algorithm. Partially Homomorphic Encryption. Cham, 2021. P. 37–41. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-030-87629-6_3.
3. Chaum D., Fiat A., Naor M. Untraceable Electronic Cash. Advances in Cryptology – CRYPTO’ 88. New York, NY, 1990. P. 319–327. URL: https://doi.org/10.1007/0-387-34799-2_25.
4. Pitta J. Requiem for a Bright Idea. Forbes. URL: <https://www.forbes.com/forbes/1999/1101/6411390a.html?sh=7491dbc715f6>.
5. Sharma R. Bitgold: Meaning, Overview, Differences From Bitcoin. Investopedia. URL: <https://www.investopedia.com/terms/b/bit-gold.asp>.
6. Nakamoto S. Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System. URL: <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>.
7. Wallace B. The Rise and Fall of Bitcoin. *Wired*. URL: https://web.archive.org/web/20131031043919/http://www.wired.com/magazine/2011/11/mf_bitcoin
8. Melik J. Digital currency: Brave new world or criminal haven? *BBC*. URL: <https://www.bbc.com/news/business-19785935>
9. 11111111
10. Молчанова Е., Солодковський Ю. Глобальна сервісна природа сучасних крипто-валют. Міжнародна економічна політика. 2014. № 1. С. 60–70.
11. Arnott A. C. A Basic Glossary of Terms for Crypto Newbies. Morningstar, Inc. URL: <https://www.morningstar.com/articles/1050329/a-basic-glossary-of-terms-for-crypto-newbies>.

12. Narayanan A., Bonneau J., Felten E., Miller A., Goldfeder S. Bitcoin and Cryptocurrency Technologies: A Comprehensive Introduction : навч. посіб. Прінстон : Princeton University Press, 2016. 336 с.
13. 1. Lansky J. Possible State Approaches to Cryptocurrencies. *Journal of Systems Integration*. 2018. Vol. 9, no. 1. P. 19–31. URL: <https://doi.org/10.20470/jsi.v9i1.335>
14. Bitcoin and Cryptocurrency Technologies: A Comprehensive Introduction / E. Felten et al. Princeton University Press, 2016. 336 p.
15. Криптовалюта: види та їх особливості. Financial Abuse Prevention Software Solutions. URL: <https://finap.com.ua/kriptovalyuta-vidi-ta-yih-osoblivosti/>.
16. Ціни, Графіки та Ринкова Капіталізація Криптовалют | CoinMarketCap. CoinMarketCap. URL: <https://coinmarketcap.com/uk/>.
17. On PeerCoin Proof of Stake for Blockchain Consensus / W. Zhao et al. ICBCT '21: 2021 The 3rd International Conference on Blockchain Technology, Shanghai China. New York, NY, USA, 2021. URL: <https://doi.org/10.1145/3460537.3460547>
18. A Comprehensive Study on Namecoin / A. Gupta et al. International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology. 2022. Vol. 10, no. 9. P. 523–527. URL: <https://doi.org/10.22214/ijraset.2022.46538>
19. Що таке Ethereum? | ethereum.org. ethereum.org. URL: <https://ethereum.org/uk/what-is-ethereum/>.
20. Sedgwick K. Bitcoin history part 6: the first bitcoin exchange. Bitcoin.com News. URL: <https://news.bitcoin.com/bitcoin-history-part-6-the-first-bitcoin-exchange/>.
21. A brief history of cryptocurrency exchanges. Medium. The Capital. URL: <https://medium.com/the-capital/a-brief-history-of-cryptocurrency-exchanges-2b48d4531918>.
22. Cryptocurrency exchange — Wiki. Golden. URL: https://golden.com/wiki/Cryptocurrency_exchange-4N9Z5ME.
23. Warren W. Decentralized Exchange. Coin Center. URL: <https://www.coincenter.org/education/key-concepts/decentralized-exchange/>.

24. Автоматизированный маркетмейкер (AMM) Definition | CoinMarketCap. CoinMarketCap. URL: <https://coinmarketcap.com/alexandria/uk/glossary/automated-market-maker-amm>.
25. Frankenfield J. Atomic Swap: Definition, How It Works With Cryptocurrency Trade. Investopedia. URL: <https://www.investopedia.com/terms/a/atomic-swaps.asp>.
26. NYSE and Nasdaq: market cap comparison 2023 | Statista. Statista. URL: <https://www.statista.com/statistics/1277195/nyse-nasdaq-comparison-market-capitalization-listed-companies/>.
27. Lewis C. D. Industrial and business forecasting methods: A practical guide to exponential smoothing and curve fitting. London : Butterworth Scientific, 1982. 143 p.
28. Nielsen A. Practical Time Series Analysis: Prediction with Statistics and Machine Learning. O'Reilly Media, 2019. 504 p.

ДОДАТКИ

ДОДАТОК А

Таблиця А.1 — Історичні дані криптовалюти Ether (ETH) на проміжку від 01.11.2022 до 01.05.2023

Date	Close	Volume
11/1/2022	1579.7	14507311208
11/2/2022	1519.7	23254218281
11/3/2022	1531.5	14248351007
11/4/2022	1645.1	20806964347
11/5/2022	1628	11006973190
11/6/2022	1572.2	11632744705
11/7/2022	1568.6	15279963349
11/8/2022	1332.8	42048003440
11/9/2022	1100.2	38864492427
11/10/2022	1299.5	28581002122
11/11/2022	1287.2	20920539099
11/12/2022	1255.3	10964962767
11/13/2022	1221.8	10717455214
11/14/2022	1241.6	15028035663
11/15/2022	1251.7	11798011594
11/16/2022	1215.6	11939561598
11/17/2022	1200.8	9723646871
11/18/2022	1212.3	7979913378
11/19/2022	1218.4	5978745776
11/20/2022	1142.5	9651002684
11/21/2022	1108.4	14080099208
11/22/2022	1135.2	12040670755
11/23/2022	1183.2	11242676044
11/24/2022	1204	9706372376
11/25/2022	1198.9	5483308196
11/26/2022	1205.9	5074160558
11/27/2022	1195.1	4486976868
11/28/2022	1170.1	7275411870

11/29/2022	1216.9	7639405818
11/30/2022	1295.7	9836925304
12/1/2022	1276.3	6857935276
12/2/2022	1294.3	6213645709
12/3/2022	1243.3	5672609405
12/4/2022	1280.3	5174128454
12/5/2022	1259.7	6120359523
12/6/2022	1271.7	5089212680
12/7/2022	1232.4	5752205180
12/8/2022	1281.1	6227269815
12/9/2022	1264.3	5706183865
12/10/2022	1266.4	3282499999
12/11/2022	1263.9	3362005848
12/12/2022	1274.6	5151109364
12/13/2022	1320.5	8812883119
12/14/2022	1309.3	7830915428
12/15/2022	1266.4	6032859783
12/16/2022	1168.3	9297811507
12/17/2022	1188.1	5077258586
12/18/2022	1184.7	3350092519
12/19/2022	1167.6	4943628091
12/20/2022	1217.7	6684951715
12/21/2022	1213.6	4217182733
12/22/2022	1218.2	5297471739
12/23/2022	1220.2	4835831923
12/24/2022	1221.1	2626153345
12/25/2022	1219	3942720070
12/26/2022	1227	3282098400
12/27/2022	1212.8	4091530737
12/28/2022	1190	4991669631
12/29/2022	1201.6	4132233940
12/30/2022	1199.2	4055668253
12/31/2022	1196.8	3018513333
1/1/2023	1201	2399674550
1/2/2023	1214.7	3765758498

1/3/2023	1214.8	3392972131
1/4/2023	1256.5	6404416893
1/5/2023	1250.4	4001786456
1/6/2023	1269.4	4977252792
1/7/2023	1264.3	2565213548
1/8/2023	1287.4	3495088905
1/9/2023	1321.5	7990438824
1/10/2023	1336.6	5830173253
1/11/2023	1387.9	6314904311
1/12/2023	1417.9	12230193038
1/13/2023	1451.6	7684148212
1/14/2023	1550.7	15444626014
1/15/2023	1552.5	6774614499
1/16/2023	1576.8	8454485431
1/17/2023	1567.8	7599462786
1/18/2023	1515.5	10354880595
1/19/2023	1552.6	6432638856
1/20/2023	1659.8	8528894754
1/21/2023	1627.1	8859250310
1/22/2023	1628.4	7517988734
1/23/2023	1628.3	8264507375
1/24/2023	1556.6	8180274691
1/25/2023	1611.7	10598973448
1/26/2023	1603.1	8395315241
1/27/2023	1598.2	8124465373
1/28/2023	1572.4	5803653357
1/29/2023	1646.2	8801292300
1/30/2023	1567.3	9180418120
1/31/2023	1586.5	6585191019
2/1/2023	1641.8	8116969489
2/2/2023	1643.2	10558081069
2/3/2023	1664.7	8169519805
2/4/2023	1667.1	5843302512
2/5/2023	1631.6	6926696531
2/6/2023	1616.2	6919871886

2/7/2023	1672	8030277434
2/8/2023	1650.7	7806089579
2/9/2023	1546.4	10524969124
2/10/2023	1514.9	8397387897
2/11/2023	1539.9	5064007416
2/12/2023	1515	5319698775
2/13/2023	1507.2	9363855114
2/14/2023	1556.9	9249575045
2/15/2023	1673.7	10015035156
2/16/2023	1640.1	12704861676
2/17/2023	1694.8	9802443159
2/18/2023	1691.8	5491437195
2/19/2023	1681.4	6959144003
2/20/2023	1702.7	7703604237
2/21/2023	1658	8721608198
2/22/2023	1643.2	9189387004
2/23/2023	1651.1	9013236167
2/24/2023	1608.4	8909129423
2/25/2023	1594.9	5657686235
2/26/2023	1640.8	5727967432
2/27/2023	1634.3	7239824677
2/28/2023	1605.9	6323676957
3/1/2023	1663.4	7701847224
3/2/2023	1647.3	7080950926
3/3/2023	1569.2	9922240199
3/4/2023	1566.9	4389045367
3/5/2023	1564.5	5020886238
3/6/2023	1567.4	5245153345
3/7/2023	1561.9	6854058349
3/8/2023	1534.1	7130327525
3/9/2023	1438.7	9457897583
3/10/2023	1429.2	12665194936
3/11/2023	1482.6	14917080154
3/12/2023	1590.3	11480965122
3/13/2023	1680.3	15711468959

3/14/2023	1703.5	16159781303
3/15/2023	1656.2	12715339905
3/16/2023	1677.2	9364980166
3/17/2023	1792.5	12467445117
3/18/2023	1761.7	10317822213
3/19/2023	1785.6	9170565472
3/20/2023	1735.3	10978325507
3/21/2023	1806.8	10758627746
3/22/2023	1737.7	12484103560
3/23/2023	1816.4	11012966854
3/24/2023	1752	10913669383
3/25/2023	1743.8	6614309912
3/26/2023	1775.7	6990313307
3/27/2023	1715.5	8585750760
3/28/2023	1772.8	8346890042
3/29/2023	1793	9136176952
3/30/2023	1792.7	9724496987
3/31/2023	1822	9149379763
4/1/2023	1813.9	5556443606
4/2/2023	1795.7	6199721188
4/3/2023	1810.3	9643826401
4/4/2023	1871	10398322335
4/5/2023	1909.1	10319231689
4/6/2023	1872.9	8263191830
4/7/2023	1865.6	8356130492
4/8/2023	1849.5	5016362733
4/9/2023	1859.4	6361497715
4/10/2023	1911.2	8380134275
4/11/2023	1892.2	8877222956
4/12/2023	1920.7	11010714187
4/13/2023	2012.6	12546950499
4/14/2023	2101.6	16298099411
4/15/2023	2092.5	8036468153
4/16/2023	2120	7898126856
4/17/2023	2076.2	9648882546

4/18/2023	2104.5	9134015143
4/19/2023	1936.4	13779745451
4/20/2023	1943.1	11324135406
4/21/2023	1850	12044274581
4/22/2023	1874.2	6970642726
4/23/2023	1862.1	6607451862
4/24/2023	1842.8	8438191338
4/25/2023	1866.8	8677255481
4/26/2023	1866.6	14356524696
4/27/2023	1908.8	14008145806
4/28/2023	1892.5	7691759733
4/29/2023	1908.9	4796651246
4/30/2023	1876.9	6539641957
5/1/2023	1832	8625783201

ДОДАТОК Б

Код методу Хольта-Вінтерса

```
import pandas as pd
from statsmodels.tsa.holtwinters import ExponentialSmoothing

data = pd.read_csv('ETH-USD.csv')

data['Date'] = pd.to_datetime(data['Date'])
data.set_index('Date', inplace=True)

train_data = data.iloc[:-10] # Відокремлення останніх 10 днів для прогнозування
test_data = data.iloc[-10:]

model = ExponentialSmoothing(train_data['Close'], trend="mul", seasonal="add", seasonal_periods=7,
freq='D')
model_fit = model.fit()
forecast = model_fit.forecast(steps=10)

print(forecast)

import numpy as np

forecast_values = forecast.values
true_values = test_data['Close'].values

# Розрахунок MAE
mae = np.mean(np.abs(forecast_values - true_values))
print("MAE:", mae)
```

```

# Розрахунок MSE
mse = np.mean((forecast_values - true_values) ** 2)
print("MSE:", mse)

# Розрахунок RMSE
rmse = np.sqrt(np.mean((forecast_values - true_values) ** 2))
print("RMSE:", rmse)

# Розрахунок MAPE
mape = np.mean(np.abs((true_values - forecast_values) / true_values)) * 100
print("MAPE:", mape)

import matplotlib.pyplot as plt

# Задання дат для графіків
dates = test_data.index[-10:]

# Побудова графіка прогнозованих значень та вірних значень
plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.plot(dates, true_values, label='Факт. значення')
plt.plot(dates, forecast_values, label='Прогноз. значення')
plt.xlabel('Дата')
plt.ylabel('Вартість, USD')
plt.title('Прогнозування вартості ETH 01.11.2022 - 01.05.2023')
plt.legend()
plt.xticks(rotation=45)
plt.grid(True)
plt.show()

```

Код моделі векторної авторегресії (VAR)

```

import numpy as np
import pandas as pd
from statsmodels.tsa.vector_ar.var_model import VAR
from sklearn.metrics import mean_absolute_error, mean_squared_error

data = pd.read_csv('ETH-USD-volume.csv')

data = data[['Date', 'Close', 'Volume']]

# Перетворення стовпця Date в тип дати
data['Date'] = pd.to_datetime(data['Date'])

# Встановлення стовпця Date як індекс
data.set_index('Date', inplace=True)

# Поділ даних на тренувальний та тестовий набори
train_data = data.iloc[:-10] # Всі записи, крім останніх 10
test_data = data.iloc[-10:] # Останні 10 записів

# Побудова моделі VAR
model = VAR(train_data)

# Навчання моделі VAR
model_fit = model.fit()

# Прогноз на основі навченої моделі
forecast = model_fit.forecast(model_fit.endog, steps=len(test_data))

# DataFrame для прогнозованих значень
forecast_data = pd.DataFrame(forecast, index=test_data.index,

```

```
columns=test_data.columns)
```

```
print(forecast_data)
```

```
# Обчислення MAE
```

```
mae = mean_absolute_error(test_data['Close'], forecast_data['Close'])
```

```
print('MAE:', mae)
```

```
# Обчислення RMSE
```

```
mse = mean_squared_error(test_data['Close'], forecast_data['Close'])
```

```
print('MSE:', mse)
```

```
# Обчислення RMSE
```

```
rmse = mean_squared_error(test_data['Close'],  
                           forecast_data['Close'], squared=False)
```

```
print('RMSE:', rmse)
```

```
# Обчислення MAPE
```

```
mape = np.mean(np.abs((test_data['Close'] - forecast_data['Close'])  
                    / test_data['Close'])) * 100
```

```
print('MAPE:', mape)
```

```
import matplotlib.pyplot as plt
```

```
from matplotlib.ticker import MaxNLocator
```

```
last_days = forecast_data[-10:]
```

```
# Побудова графіка фактичних даних та прогнозів
plt.figure(figsize=(12, 6))
plt.plot(test_data.index[-10:], test_data['Close'][-10:],
         label='Факт. вартість')
plt.plot(last_days.index, last_days['Close'], label='Прогноз. вартість')
plt.xlabel('Дата')
plt.ylabel('Вартість, USD')
plt.title('Прогнозування вартості ETH 22.04.2023 - 01.05.2023')
plt.legend()
plt.xticks(rotation=45)
plt.grid(True)
plt.show()
```

Код моделі авторегресійної інтегрованої ковзної середньої (ARIMA)

```
import pandas as pd
from statsmodels.tsa.arima.model import ARIMA
from itertools import product
```

```
def find_optimal_arima_parameters(data, p_values, d_values, q_values):
```

```
    """
```

Знаходить найоптимальніші параметри ARIMA-моделі за критерієм AIC.

Параметри:

- data: Послідовність часових даних
- p_values: Список значень для параметру p
- d_values: Список значень для параметру d
- q_values: Список значень для параметру q

Повертає:

- optimal_order: Найоптимальніші значення параметрів (p, d, q) за критерієм AIC

- optimal_aic: Значення AIC для найоптимальних параметрів

"""

```
best_aic = float('inf')
```

```
optimal_order = None
```

```
# Перебираємо всі комбінації параметрів p, d, q
```

```
for p, d, q in product(p_values, d_values, q_values):
```

```
    try:
```

```
        model = ARIMA(data, order=(p, d, q))
```

```
        model_fit = model.fit()
```

```
        # Отримуємо значення AIC
```

```
        aic = model_fit.aic
```

```
        # Порівнюємо з найкращим поки що значенням AIC
```

```
        if aic < best_aic:
```

```
            best_aic = aic
```

```
            optimal_order = (p, d, q)
```

```
    except:
```

```
        continue
```

```
return optimal_order, best_aic
```

```
# Завантаження даних з CSV-файлу
```

```
data = pd.read_csv('ETH-USD.csv')
```

```
data['Date'] = pd.to_datetime(data['Date'])
```

```
data.set_index('Date', inplace=True)
```

```
p_values = range(0, 3)
```

```
d_values = range(0, 2)
```

```
q_values = range(0, 3)
```

```
# Знаходження найоптимальніших параметрів
```

```
optimal_order, optimal_aic = find_optimal_arma_parameters(data['Close'], p_values, d_values,
q_values)
```

```
def train_arma_model(data):
```

```
    # Навчання моделі ARIMA на всіх даних, крім останніх 10 записів
```

```
    train_data = data[:-10]['Close']
```

```
    model = ARIMA(train_data, order=(optimal_order[0], optimal_order[1], optimal_order[2]))
```

```
    model_fit = model.fit()
```

```
    return model_fit
```

```
def forecast_arma(model_fit, n_steps):
```

```
    # Прогнозування наступних 10 значень
```

```
    forecast = model_fit.get_forecast(n_steps)
```

```
    forecast_values = forecast.predicted_mean
```

```
    return forecast_values
```

```
def compare_with_actual(data, forecast):
```

```
    # Порівняння прогнозованих значень з фактичними даними
```

```
    actual_data = data[-10:]['Close']
```

```
    comparison = pd.DataFrame({'Actual': actual_data, 'Forecast': forecast})
```

```
    return comparison
```

```
model_fit = train_arma_model(data)
```

```
forecast = forecast_arma(model_fit, 10)
```

```
comparison = compare_with_actual(data, forecast)
```

```
print("Прогнозовані значення:")
```

```
print(forecast)
```

```

from sklearn.metrics import mean_absolute_error, mean_squared_error

# Отримання фактичних значень і прогнозів з DataFrame comparison
actual_values = comparison['Actual']
forecast_values = comparison['Forecast']

# Обчислення MAE
mae = mean_absolute_error(actual_values, forecast_values)

# Обчислення MSE
mse = mean_squared_error(actual_values, forecast_values)

# Обчислення RMSE
rmse = mean_squared_error(actual_values, forecast_values, squared=False)

# Обчислення MAPE
mape = (abs((forecast_values - actual_values) / actual_values)).mean() * 100

print("MAE:", mae)
print("MSE:", mse)
print("RMSE:", rmse)
print("MAPE:", mape)

import matplotlib.pyplot as plt

last_days = forecast[-10:]

# Побудова графіка прогнозованих та фактичних значень
plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.plot(actual_values.index, actual_values, label='Факт. значення')

```

```

plt.plot(forecast_values.index, forecast_values, label='Прогноз. значення')
plt.xlabel('Дата')
plt.ylabel('Вартість, USD')
plt.title('Прогнозування вартості ETH 01.11.2022 - 01.05.2023')
plt.legend()
plt.xticks(rotation=45)
plt.grid(True)
plt.show()

```

Код моделі довгої короткострокової пам'яті (LSTM)

```

import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import LSTM, Dense

```

```

def preprocess_data(data):
    # Отримання колонки 'Close' з даних
    dataset = data['Close'].values.reshape(-1, 1)

    # Масштабування даних
    scaler = MinMaxScaler(feature_range=(0, 1))
    scaled_dataset = scaler.fit_transform(dataset)

    return scaled_dataset, scaler

```

```

def create_dataset(data, look_back=1):
    X, Y = [], []
    for i in range(len(data) - look_back):
        X.append(data[i:i+look_back, 0])
        Y.append(data[i+look_back, 0])

```

```
return np.array(X), np.array(Y)
```

```
def build_lstm_model(look_back):
```

```
    model = Sequential()
```

```
    model.add(LSTM(50, input_shape=(look_back, 1)))
```

```
    model.add(Dense(1))
```

```
    model.compile(loss='mean_squared_error', optimizer='adam')
```

```
    return model
```

```
def train_model(model, train_X, train_Y, epochs, batch_size):
```

```
    model.fit(train_X, train_Y, epochs=epochs, batch_size=batch_size, verbose=2)
```

```
def predict(model, data):
```

```
    # Перетворення даних у форму, сумісну з LSTM
```

```
    data = np.reshape(data, (data.shape[0], data.shape[1], 1))
```

```
    # Прогнозування на основі даних
```

```
    predicted_values = model.predict(data)
```

```
    return predicted_values
```

```
def inverse_scale(data, scaler):
```

```
    # Зворотнє масштабування даних
```

```
    return scaler.inverse_transform(data)
```

```
data = pd.read_csv('ETH-USD.csv')
```

```
look_back = 10
```

```
epochs = 10
```

```
batch_size = 1
```

```
# Попередня обробка даних
```

```
scaled_dataset, scaler = preprocess_data(data)
```

```
# Визначення розмірів тренувального та тестового наборів даних
```

```
train_size = int(len(scaled_dataset) * 0.8)
```

```
train_data = scaled_dataset[:train_size]
```

```
test_data = scaled_dataset[train_size:]
```

```
# Створення датасету для тренування та тестування
```

```
train_X, train_Y = create_dataset(train_data, look_back)
```

```
test_X, test_Y = create_dataset(test_data, look_back)
```

```
# Побудова та навчання моделі LSTM
```

```
model = build_lstm_model(look_back)
```

```
train_model(model, train_X, train_Y, epochs, batch_size)
```

```
# Прогнозування на тестових даних
```

```
predicted_values = predict(model, test_X)
```

```
# Зворотнє масштабування прогнозованих значень та фактичних значень
```

```
predicted_values = inverse_scale(predicted_values, scaler)
```

```
actual_values = inverse_scale(test_Y.reshape(-1, 1), scaler)
```

```
# Виведення прогнозованих значень та фактичних значень
```

```
print("{:<12s}{:<18s}{:<15s}".format("Date", "Actual", "Predicted"))
```

```
test_dates = data['Date'].values[train_size + look_back:]
```

```
for i in range(len(predicted_values)):
```

```
    print("{:<12s}{:<18.2f}{:<15.2f}".format(str(test_dates[i]), predicted_values[i][0], actual_values[i][0]))
```

```
# Розрахунок метрик для останніх 10 значень
```

```

last_predicted_values = predicted_values[-10:]
last_actual_values = actual_values[-10:]
last_dates = test_dates[-10:]

# Розрахунок MAE, MSE, RMSE, MAPE
mae = np.mean(np.abs(last_predicted_values - last_actual_values))
mse = np.mean((last_predicted_values - last_actual_values) ** 2)
rmse = np.sqrt(np.mean((last_predicted_values - last_actual_values) ** 2))
mape = np.mean(np.abs((last_actual_values - last_predicted_values) / last_actual_values)) * 100

print("MAE:", mae)
print("MSE:", mse)
print("RMSE:", rmse)
print("MAPE:", mape)

import matplotlib.pyplot as plt
from matplotlib.ticker import MaxNLocator

# Побудова повного графіка
plt.figure(figsize=(12, 6))
plt.plot(test_dates, actual_values, label='Факт. вартість')
plt.plot(test_dates, predicted_values, label='Прогноз. вартість')
plt.xlabel('Дата')
plt.ylabel('Вартість, USD')
plt.title('Прогнозування вартості ETH 01.01.2022 - 01.05.2023')
plt.legend()
plt.gca().xaxis.set_major_locator(MaxNLocator(nbins=25))
plt.xticks(rotation=45)
plt.grid(True)
plt.show()

```

```
# Побудова графіка за останні 10 днів
plt.figure(figsize=(12, 6))
plt.plot(last_dates, last_actual_values, label='Факт. вартість')
plt.plot(last_dates, last_predicted_values, label='Прогноз. вартість')
plt.xlabel('Дата')
plt.ylabel('Вартість, USD')
plt.title('Прогнозування вартості ETH 01.11.2022 - 01.05.2023')
plt.legend()
plt.xticks(rotation=45)
plt.grid(True)
plt.show()
```

Код моделі "Пророк"(Prophet)

```
import pandas as pd
from prophet import Prophet

# Завантаження даних з CSV-файлу
data = pd.read_csv('ETH-USD.csv')

# Перейменування стовпців на 'ds' та 'y' (дата та ціна ETH відповідно)
data = data.rename(columns={'Date': 'ds', 'Close': 'y'})

# Розділення даних на тренувальний та тестовий набори
train_data = data[:-10]
test_data = data[-10:]

# Ініціалізація та навчання моделі Prophet
model = Prophet()
model.fit(train_data)
```

```

# Прогнозування на тестовому наборі (останні 10 даних)
forecast = model.predict(test_data[['ds']])

# Отримання прогнозів та фактичних значень
predicted_data = forecast[['ds', 'yhat']]
actual_data = test_data[['ds', 'y']]

# Перетворення формату фактичних значень на datetime
actual_data['ds'] = pd.to_datetime(actual_data['ds'])

print(predicted_data)
print(actual_data)

import numpy as np

# Обчислення MAE (Mean Absolute Error)
mae = np.mean(np.abs(actual_data['y'].values - predicted_data['yhat'].values))
print("MAE:", mae)

# Обчислення MSE (Mean Squared Error)
mse = np.mean((actual_data['y'].values - predicted_data['yhat'].values) ** 2)
print("MSE:", mse)

# Обчислення RMSE (Root Mean Squared Error)
rmse = np.sqrt(np.mean((actual_data['y'].values - predicted_data['yhat'].values) ** 2))
print("RMSE:", rmse)

# Обчислення MAPE (Mean Absolute Percentage Error)
mape = np.mean(np.abs((actual_data['y'].values - predicted_data['yhat'].values) /
actual_data['y'].values)) * 100

```

```
print("MAPE:", mape)
```

```
import matplotlib.pyplot as plt
```

```
# Побудова графіка
```

```
plt.figure(figsize=(12, 6))
```

```
plt.plot(actual_data['ds'], actual_data['y'], label='Факт. вартість')
```

```
plt.plot(predicted_data['ds'], predicted_data['yhat'], label='Прогноз. значення')
```

```
plt.xlabel('Дата')
```

```
plt.ylabel('Вартість, USD')
```

```
plt.title('Прогнозування вартості ETH 01.11.2022 - 01.05.2023')
```

```
plt.legend()
```

```
plt.xticks(rotation=45)
```

```
plt.grid(True)
```

```
plt.show()
```
