

**НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ БІОРЕСУРСІВ І ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ
УКРАЇНИ**

Факультет інформаційних технологій

ПОГОДЖЕНО
Декан факультету
інформаційних технологій
Ігор БОЛБОТ

(підпис)
« ____ » ____ 2025 р.

ДОПУСКАЄТЬСЯ ДО ЗАХИСТУ
В.о. завідувача кафедри
економічної кібернетики
Наталія РОГОЗА

(підпис)
« ____ » ____ 2025 р.

МАГІСТЕРСЬКА КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

**на тему «Статистичні методи та машинне навчання в прогнозуванні цін на
криптовалютні фінансові активи»**

Спеціальність 051 «Економіка»

Освітня програма – «Економічна кібернетика»

Орієнтація освітньої програми – освітньо-професійна

Гарант освітньої програми:

к.е.н., доцент

(науковий ступінь та вчене звання)

(підпис)

Людмила ГАЛАЄВА

Керівник магістерської кваліфікаційної роботи:

д.е.н., доцент

(науковий ступінь та вчене звання)

(підпис)

Володимир КРАВЧЕНКО

Виконав:

(підпис)

Микола ГУДЗЬ

КИЇВ – 2025

**НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ БІОРЕСУРСІВ І
ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ УКРАЇНИ
Факультет інформаційних технологій**

ЗАТВЕРДЖУЮ

В.о. завідувача кафедри
економічної кібернетики

к.е.н., доцент _____ Наталія РОГОЗА

« __ » _____ 2024 року

ЗАВДАННЯ

**ДО ВИКОНАННЯ МАГІСТЕРСЬКОЇ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ
ЗДОБУВАЧУ**

Гудзю Миколі Івановичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

Спеціальність 051 «Економіка»

Освітня програма – «Економічна кібернетика»

Орієнтація освітньої програми – освітньо-професійна

Тема магістерської кваліфікаційної роботи: **«Статистичні методи та машинне навчання в прогнозуванні цін на криптовалютні фінансові активи»**

затверджена наказом ректора НУБіП України від «01» 11.2024 р. №_1967 «С».

Термін подання завершеної роботи на кафедру: _____

Вихідні дані до магістерської кваліфікаційної роботи агрегатор даних CoinGecko

Перелік питань, що підлягають дослідженню:

1. Основні поняття та сутність функціонування криптовалютних фінансових активів у фінансовій системі.
2. Економетричні методи дослідження криптовалютних активів і їх ризиків.
3. Аналіз сезонних і часових закономірностей у динаміці цін криптовалют.
4. Моделювання та прогнозування цін криптовалют за допомогою алгоритмів машинного навчання (Prophet).

Перелік графічного матеріалу: 2 таблиці, 17 рисунків

Дата видачі завдання «04» 11. 2024р.

Керівник магістерської

кваліфікаційної роботи, д.е.н., доцент _____

(підпис)

Володимир КРАВЧЕНКО

Завдання прийняв до виконання: _____

(підпис)

Микола ГУДЗЬ

РЕФЕРАТ

Магістерська кваліфікаційна робота виконана на 83 сторінках тексту, містить 17 рисунків, 2 таблиці, 4 додатки та 51 використане джерело. Робота складається зі вступу, трьох розділів, висновків, списку літератури та додатків.

Мета магістерської кваліфікаційної роботи: моделювання та прогнозування цін криптовалютних фінансових активів за допомогою статистичних методів і алгоритмів машинного навчання.

Об'єкт дослідження: процес моделювання, аналізу та прогнозування цін на криптовалютні фінансові активи.

Предмет дослідження: теоретичні засади, підходи та інструменти статистичного аналізу і машинного навчання, що застосовуються для прогнозування цін криптовалютних фінансових активів.

Методологічна основа: економетричні та статистичні методи аналізу, зокрема методи дослідження часових рядів, регресійний і кореляційний аналіз, алгоритми машинного навчання, що застосовуються для моделювання та прогнозування динаміки цін криптовалютних фінансових активів.

Практичне значення отриманих результатів полягає у можливості використання розроблених моделей у процесі прийняття рішень інвестиційного характеру.

У першому розділі розглянуто сутність, класифікацію та характеристики криптовалютних активів, які є новим типом фінансових інструментів, що поєднують у собі риси платіжного засобу, інвестиційного активу та цифрової технології. Описано принципи функціонування криптовалют на основі блокчейн-платформ, де децентралізація, механізми консенсусу та криптографічний захист забезпечують надійність і прозорість операцій.

Водночас, криптовалюти несуть ризики, зокрема високу волатильність, що визначається їхнім місцем у фінансовій системі та значним впливом макроекономічних і внутрішньоринкових чинників на їх поведінку. На цінову динаміку впливають глобальні процеси (зміни ставок, інфляція) та внутрішні чинники (ліквідність, регулювання).

Окреслено методологічні підходи до статистичного моделювання ризиків і волатильності. Особливу увагу приділено оцінці ризику за допомогою показника Value-at-Risk (VaR) та застосуванню моделей GARCH/EGARCH для вимірювання асиметричних коливань. Також розглянуто моделювання часових рядів з алгоритмами машинного навчання, зокрема ефективність використання алгоритму Prophet для прогнозування цін.

Другий розділ присвячений практичному дослідженню динаміки цін криптовалют за допомогою методів статистичного аналізу та програмного середовища Python. Для аналізу було сформовано диверсифікований портфель із восьми криптовалютних активів: Bitcoin, Ethereum, BNB, Solana, Dogecoin, Raydium, Tether Gold та XRP. Дослідження охоплює період 2022–2025р., що дозволило виявити як короткострокові, так і середньострокові закономірності змін цін.

Розглянуто методи аналізу часових рядів і ковзних середніх для дослідження динаміки крипторинку. Застосовано просту, експоненціальну та зважену ковзні середні (SMA, EMA, WMA) з періодами 7, 14 та 30 днів. Проведено оцінку коротко- та середньострокових трендів, виявлено періоди зміни напрямів руху ринку. Реалізовано визначення динамічних трендів та сигнальних зон (buy/sell zones) на основі перетину ковзних середніх, що дало можливість виявити оптимальні моменти входу та виходу з ринку.

Оцінено ризики портфеля криптовалют методом Value-at-Risk з урахуванням матриці кореляції між активами та на основі GARCH-моделі. Оцінювання VaR дозволило визначити максимальні можливі втрати портфеля та підтвердило важливість урахування часової волатильності при управлінні ризиками.

Третій розділ спрямований на побудову та перевірку прогнозних моделей, що поєднують статистичні та алгоритмічні підходи. Реалізовано GARCH-модель для оцінки волатильності та інтегровано її у розрахунок показника VaR. Модель продемонструвала високу здатність описувати змінність дисперсії доходностей криптоактивів у часі.

Здійснено аналіз сезонних і часових закономірностей у зміні цін криптовалют за допомогою моделей Python. Результати показали наявність періодичних патернів у поведінці активів за днями тижня та місяцями, що використано для побудови прогнозів за допомогою машинного навчання.

Далі розроблено та навчено модель Prophet, яка враховує тренди та сезонність. Машинне навчання здійснено на історичних даних, після чого проведено тестування точності прогнозів. Результати підтвердили, що модель Prophet має високу якість для короткострокових інтервалів.

У загальних висновках сформульовано основні результати дослідження. Доведено, що сучасні економетричні методи, доповнені алгоритмами машинного навчання, можуть ефективно застосовуватися для аналізу, оцінки ризиків та прогнозування динаміки криптовалютних фінансових активів. Проведене дослідження дозволило:

- ознайомитися з поняттям та сутністю функціонування криптовалютних фінансових активів у фінансовій системі;
- побудувати економетричні моделі аналізу для криптовалютних активів і їх ризиків;
- проаналізувати сезонні і часові закономірності у динаміці цін криптовалют;
- Змодельовати та спрогнозувати ціни криптовалют за допомогою алгоритмів машинного навчання (Prophet).

Ключові слова: криптовалюта, часові ряди, Value-at-Risk, GARCH, ковзні середні, Prophet, машинне навчання.

ЗМІСТ

ВСТУП	9
РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ТА МЕТОДОЛОГІЧНІ ЗАСАДИ СТАТИСТИЧНОГО АНАЛІЗУ КРИПТОВАЛЮТ	12
1.1 Сутність, класифікація та характеристики криптовалютних активів	12
1.2 Функціонування криптовалют на основі блокчейн-платформ	19
1.3 Вплив макроекономічних та внутрішньоринкових факторів на поведінку криптовалютних активів.....	22
1.4 Методологія економетричного моделювання та оцінювання ризиків цін криптовалютних активів.....	25
Висновок за розділом 1.....	34
РОЗДІЛ 2. ЕКОНОМЕТРИЧНИЙ АНАЛІЗ ПОРТФЕЛЮ КРИПТОВАЛЮТНИХ АКТИВІВ	37
2.1 Методи аналізу часових рядів та ковзних середніх у дослідженні динаміки цін	37
2.2 Застосування ковзних середніх для визначення динамічних трендів та сигнальних зон (buy/sell zones).....	42
2.3 Оцінка ризиків портфеля криптовалют за методом Value-at-Risk.....	46
Висновок за розділом 2.....	50
РОЗДІЛ 3. ПРОГНОЗУВАННЯ ЦІН КРИПТОВАЛЮТ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ МАШИННОГО НАВЧАННЯ	51
3.1 Побудова GARCH-моделі та інтеграція у розрахунок VaR	51
3.2 Аналіз сезонних і часових закономірностей у динаміці цін криптовалют з використанням мови програмування Python.....	54
3.3 Розроблення та навчання моделі Prophet для прогнозування цін криптовалютних активів.....	58
Висновок за розділом 3.....	62
ВИСНОВОК.....	64
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	67
ДОДАТКИ.....	73

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

BTC	– Bitcoin;
ETH	– Ethereum;
BNB	– Binance Coin;
SOL	– Solana;
DOGE	– Dogecoin;
RAY	– Raydium;
XAUT	– Tether Gold;
SMA	– Simple Moving Average;
EMA	– Exponential Moving Average;
WMA	– Weighted Moving Average;
VaR	– Value-at-Risk;
GARCH	– Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity;
AGARCH	– Asymmetric GARCH;
EGARCH	– Exponential GARCH.

ВСТУП

У розвитку цифрової економіки криптовалютні фінансові активи мають особливе місце серед інноваційних інструментів інвестування та збереження капіталу. Вони сформували новий сегмент фінансового ринку, що поєднує риси валютного, фондового та технологічного середовищ. Технологія Blockchain, яка лежить в основі функціонування криптовалют, забезпечує децентралізований механізм реєстрації, зберігання та перевірки транзакцій, підвищуючи рівень прозорості та довіри учасників ринку. Ця технологічна архітектура дозволяє здійснювати обмін фінансовими активами без посередників, знижуючи транзакційні витрати та відкриваючи нові можливості для інвесторів, трейдерів та аналітиків. Водночас криптовалютний ринок характеризується високим рівнем волатильності та значною залежністю від інформаційних, поведінкових і макроекономічних факторів. Ці особливості зумовлюють складність у побудові надійних економетричних моделей для прогнозування динаміки вартості криптоактивів, а застосування класичних моделей недостатньо для аналізу через нелінійний та нестационарний характер цін криптовалют.

У зв'язку з цим, поєднання статистичних методів аналізу ризиків із сучасними інструментами машинного навчання набуває особливого значення. Такі методи, як: Value-at-Risk, GARCH-моделювання, ковзні середні (SMA, EMA, WMA) та Prophet, дозволяють не лише ідентифікувати рівень ринкових ризиків, але й формувати обґрунтовані прогнози щодо майбутніх змін вартості криптовалютних активів.

Саме дослідження зосереджене на комплексному аналізі портфеля криптовалют, до якого входять: Bitcoin, Ethereum, BNB, Solana, Dogecoin, Raydium, Tether Gold та XRP. Оцінка ризиків відбувається за допомогою VaR, включаючи моделювання з урахуванням кореляційної матриці та GARCH-процесів, що дозволяє оцінити вплив волатильності на загальний ризиковий профіль портфеля. Здійснюється аналіз часових рядів за допомогою ковзних середніх різних типів: SMA, EMA, WMA для виявлення трендів, сезонних закономірностей і торгових сигналів. На наступному етапі застосовується

модель Prophet, що ґрунтується на алгоритмах машинного навчання, для побудови прогнозів цін криптовалют з урахуванням трендів та сезонності.

Отже, **актуальність теми** зумовлена стрімким зростанням ринку криптовалют, підвищеним інтересом до цифрових фінансових активів і необхідністю розроблення точних економетричних моделей прогнозування, здатних адаптуватися до змін середовища.

Мета магістерської кваліфікаційної роботи: моделювання та прогнозування цін криптовалютних фінансових активів за допомогою статистичних методів і алгоритмів машинного навчання.

Відповідно до мети були поставлені та виконані наступні завдання:

- проаналізовано понятійно-категоріальний апарат і економічну сутність криптовалютних активів;
- обґрунтовано принципи та фактори функціонування криптовалютних активів на основі технології Blockchain;
- визначено торгові сигнали та тренди у часових рядах криптовалют на підставі середніх ковзних;
- проведено оцінку ризиків криптовалютного портфеля з використанням VaR-моделей;
- оцінено волатильність криптовалютних активів з використанням GARCH і EGARCH моделей, що уточнює розрахунок VaR;
- розроблено та реалізовано модель прогнозування цін криптовалют на основі бібліотеки машинного навчання Prophet.

Об'єкт дослідження: процес моделювання, аналізу та прогнозування цін на криптовалютні фінансові активи.

Предмет дослідження: теоретичні засади, підходи та інструменти статистичного аналізу і машинного навчання, що застосовуються для прогнозування цін криптовалютних фінансових активів.

Методологічна основа: економетричні та статистичні методи аналізу, зокрема методи дослідження часових рядів, регресійний і кореляційний аналіз,

алгоритми машинного навчання, що застосовуються для моделювання та прогнозування динаміки цін криптовалютних фінансових активів.

Інформаційна база: наукові праці вітчизняних і зарубіжних дослідників, аналітичні звіти міжнародних фінансових інституцій, статистичні дані з відкритих джерел про динаміку ринку криптовалют за період 2022–2025 років, нормативно-правові документи, що регулюють діяльність криптовалютних платформ і цифрових активів в Україні та світі.

Практична значущість: полягає у можливості застосування отриманих результатів для розробки ефективних стратегій управління ризиками криптовалютних портфелів, підвищення точності прогнозів ринкової динаміки.

Апробація результатів: участь у VI та VII Всеукраїнських науково-практичних конференцій: «Теоретичні та прикладні аспекти розробки комп'ютерних систем» секції «Цифрових технологій та математичних методів в економіці» 25 квітня 2024 року та 24 квітня 2025 року НУБіП України; статті “Моделювання та прогнозування цін криптовалют на основі ковзних середніх” та “Моделювання та прогнозування цін на криптовалютні фінансові активи” визнано кращими у секції. [1,2]

Участь у XV та XVI Міжнародній науково-практичній конференції молодих вчених «ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ: ЕКОНОМІКА, ТЕХНІКА, ОСВІТА» секції «Цифрова економіка: інструменти, моделі та методи» 8 листопада 2024 року та 28 жовтня 2025 року НУБіП України; статті “Середні ковзні, як інструмент визначення ринкових сигналів криптовалютних активів” та “Прогнозування ціни криптовалюти bitcoin з використанням моделі prophet” [3,4]

Участь та перемога у конкурсі студентських наукових робіт НУБіП України 1 квітня 2025 року з подальшим врученням грамоти [5]

Обсяг і структура: кваліфікаційна робота складається із вступу, трьох розділів, висновків, списку використаних джерел, додатків. Основний зміст роботи викладено на 83 сторінках тексту. Робота містить 17 рисунків, 2 таблиці. Список використаних джерел налічує 51 найменування.

РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ТА МЕТОДОЛОГІЧНІ ЗАСАДИ СТАТИСТИЧНОГО АНАЛІЗУ КРИПТОВАЛЮТ

1.1 Сутність, класифікація та характеристики криптовалютних активів

Криптовалютні активи представляють собою клас цифрових фінансових інструментів, сутність яких полягає у застосуванні криптографічних протоколів для забезпечення безпеки, достовірності та незмінності записів про транзакції. На відміну від традиційних коштів, вони не мають фізичної форми, виникають та підтримуються виключно за допомогою програмного забезпечення, а їхня емісія і транзакції контролюються через розподілені мережі, зазвичай без участі централізованого регулятора.

Ідея цифрової валюти передувала появі славнозвісного Bitcoin. В 1980х роках Девід Чаум з командою працювали над концепціями «електронних грошей»; Системою, що дозволяє анонімні транзакції з використанням криптографії і саме ці ідеї поклали фундамент для розробки першої криптовалюти. [6]

Перший практичний прояв криптовалюти стався з публікацією у 2008 році "White Paper" (Satoshi Nakamoto) під назвою «Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System» в якому запропоновано систему прямих переказів, що виключає необхідність зв'язуватися з посередниками. Ця система також передбачала вирішення проблеми подвійного платежу з використанням механізму доказу виконаної роботи (Proof-of-Work), а самі транзакції записуються у незмінний ланцюг блоків – блокчейн. [7]

Еволюційно з'явилися інші криптовалюти, які реалізують різні технологічні удосконалення, як інші форми механізмів консенсусу, різні часові параметри підтвердження транзакцій, удосконалення в галузі масштабованості та приватності.

Їх визначальними рисами є:

- Децентралізація: відсутність централізованого емітента або регулятора, а рішення про підтвердження транзакцій приймаються розподіленою мережею вузлів.
- Криптографічна безпека: використання алгоритмів хешування, цифрового підпису, механізмів консенсусу для захисту від підробок, подвійного платежу та шахрайства.
- Унікальні механізми емісії: правила створення нових одиниць криптовалют закладені в протоколі через майнінг або інші механізми, які часто із обмеженням максимального обсягу пропозиції.
- Прозорість та незмінність записів: блокчейн забезпечує публічний реєстр транзакцій, який практично неможливо змінити заднім числом після того, як блок підтверджений мережею.
- Волатильність і економічний ризик: ціни криптовалют часто зазнають сильних коливань через спекуляції, зміни настрою ринку, технологічні або регуляторні новини. Це робить такі активи як потенційно вигідними, так і ризикованими.

Криптовалюти не просто альтернативний засіб платежу, вони відіграють роль ключового інвестиційного активу, чия значимість постійно зростає. Багато досліджень показують, що криптовалюти дедалі більше сприймаються учасниками ринку не як спекулятивний інструмент, а як повноцінний клас активів, здатний не лише ефективно диверсифікувати інвестиційний портфель, завдяки їхній низькій кореляції з традиційними фінансовими ринками, але й потенційно слугувати як надійний захист від інфляції або системної нестабільності у традиційній фінансовій системі [8]. Це підвищення статусу підтверджується зростаючою інституціоналізацією, оскільки великі фінансові установи та корпорації активно інтегрують цифрові активи у свої стратегії, визнаючи їхню роль у сучасних механізмах управління ризиками та досягнення довгострокової прибутковості.

Для повної оцінки позиції криптовалют на ринку необхідно проаналізувати їхні внутрішні та зовнішні чинники, що детально розкрито у SWOT-аналізі.

Таблиця 1.1

SWOT-аналіз криптовалютних активів

Сильні сторони	Слабкі сторони
Не залежать від центральних банків або урядів, що забезпечує незалежність від державного контролю.	Висока волатильність курсів, що створює значний ризик для інвесторів та користувачів.
Технологія блокчейн гарантує прозорість, безпеку, незмінність і відстежуваність транзакцій.	Відсутність універсальних міжнародних стандартів і нормативного регулювання ускладнює правовий статус криптовалют.
Можливість здійснювати міжнародні транзакції у будь-який час та у будь-якому місці	Потрібні певні технічні знання та навички, що може бути бар'єром для нових користувачів.
Низькі комісії за перекази порівняно з традиційними банківськими системами.	Вразливості у криптогаманцях і біржах можуть призводити до хакерських атак або втрати коштів.
Користувачі можуть здійснювати транзакції, не розкриваючи особистих даних	Обмежене прийняття криптовалют бізнесом і державними структурами як засобу платежу.
Можливості	Загрози
Введення чітких регуляторних рамок може підвищити довіру з боку інвесторів і споживачів.	Уряди та центральні банки можуть випускати власні цифрові валюти (CBDC).
Зростання інтересу інституційних інвесторів може призвести до стабілізації ринку.	Проблеми з масштабуванням, потенційні технічні вразливості та невизначеність щодо майбутніх технологій можуть вплинути на довіру до криптовалют.
Розвиток DeFi (децентралізованих фінансів) відкриває нові моделі кредитування, інвестування та зберігання активів.	Глобальні економічні кризи можуть спричинити різкі коливання вартості криптовалют.
Зростання використання у розвинених країнах може призвести до їх більшого поширення та стабільності.	Податкові невизначеності та різні інтерпретації статусу криптовалют можуть ускладнювати їх обіг.
Інтеграція з традиційними фінансовими інститутами (ETF, банківські продукти) підвищує легітимність крипторинку.	Частка з незаконною діяльністю може вплинути на їх репутацію та прийнятність у суспільстві.

Криптовалюти поділяються на низку категорій залежно від їхніх функцій, призначення, рівня децентралізації, технологічної основи та економічної моделі. Кожна з цих категорій відіграє власну роль у розвитку цифрової економіки, пропонуючи різні підходи до збереження, передачі та інвестування капіталу.

Альткоїни (Altcoins) це всі цифрові активи, окрім Bitcoin (BTC) що створені як його альтернатива. Вони, як правило, базуються на відкритому коді Bitcoin, але мають додаткові функціональні особливості, покликані покращити швидкість транзакцій, ефективність, масштабованість або анонімність. Деякі альткоїни мають власні блокчейни, тоді як інші існують як токени на вже існуючих мережах, наприклад Ethereum. [9,10]

Типовими представниками є:

- Litecoin (LTC) – створений у 2011 році як «срібло» до «золота» біткоїна, з метою забезпечення швидших і дешевших транзакцій.
- Ripple (XRP) – орієнтований на міжнародні банківські платежі, забезпечує миттєвий переказ між фінансовими установами.
- Ethereum (ETH) – поєднує функції цифрової валюти та платформи для розгортання смартконтрактів.

Стейблкоїни (Stablecoins) це криптовалюти, вартість яких прив'язана до стабільних активів (долар США, євро, золото). Головна мета яких мінімізувати волатильність, властиву більшості цифрових активів і створити стабільний інструмент для торгівлі чи зберігання вартості як Tether (USDT). Стейблкоїни стали ключовим елементом екосистеми DeFi, оскільки дозволяють проводити розрахунки без виходу у фіат.

Мемкоїни (Memecoins) це криптовалюти, створені на основі популярних інтернет-мемів або гумористичних ідей, проте деякі з них набули значного ринкового капіталу. Вони мають спільноти фанатів і високий спекулятивний потенціал.

Наприклад:

- Dogecoin (DOGE) – створений як жарт у 2013 році, але набув популярності завдяки активності спільноти та підтримці публічних осіб.
- Shiba Inu (SHIB) – токен у мережі Ethereum.
- Pepe (PEPE) та Dogelon Mars (ELON) – приклади нових мемкоїнів, які демонструють, як культурні тренди впливають на крипторинок.

Приватні криптовалюти (Privacy Coins) зосереджені на захисті анонімності користувачів, приховуючи інформацію про відправників, одержувачів і суми транзакцій. Для цього використовуються спеціальні криптографічні методи – кільцеві підписи, приховані адреси.

Приклади:

- Monero (XMR) – один із найвідоміших проєктів, який гарантує повну приватність транзакцій.
- Zcash (ZEC) – дає змогу обирати між публічними та захищеними операціями.

Такі валюти часто підпадають під увагу регуляторів, однак вони залишаються важливою частиною криптосередовища для користувачів, які цінують приватність.

Токени (Tokens) – це цифрові активи, що випускаються на базі вже існуючих блокчейнів (найчастіше Ethereum, Solana, BNB Chain). Вони не мають власного блокчейну, але можуть представляти право на певний актив, послугу або частку проєкту.

Основні типи токенів:

Утилітарні токени (Utility Tokens) – надають доступ до певних сервісів або функцій у межах платформи. Приклад: Chainlink (LINK), Binance Coin (BNB).

Security-токени (STO) є цифровими аналогами цінних паперів, що надають інвесторам право власності або частку прибутку. Приклад: Polymath (POLY).

NFT (Non-Fungible Tokens) – унікальні невзаємозамінні токени, що підтверджують право власності на цифрові або реальні активи, такі як твори мистецтва, музику, колекційні предмети. Приклади: CryptoPunks, Bored Ape Yacht Club, CryptoKitties.

Токенізація реальних активів (Real World Assets – RWA) стає новим етапом розвитку, відкриваючи шлях до створення цифрових аналогів нерухомості, цінних паперів і товарів.

DeFi (Децентралізовані фінанси) – це рух, що створює альтернативну

фінансову систему без банків і посередників, використовуючи смартконтракти. DeFi-проекти пропонують кредитування, стейкінг, обмін активами, страхування.

Основні приклади:

- Uniswap – децентралізована біржа, що дозволяє торгівлю без посередників.
- Compound, Aave – платформи для кредитування під заставу криптоактивів.
- MakerDAO – система створення стейблкоїна DAI на основі смартконтрактів.

AppCoins (Application Coins) – це криптовалюти або токени, які використовуються всередині певних екосистем або мобільних додатків для стимулювання активності користувачів, оплати послуг чи реклами. Такі токени зазвичай створюються в межах конкретної платформи й мають утилітарний характер. Приклад: AppCoins (APPC) – токен, що використовується у децентралізованому магазині додатків для здійснення транзакцій між розробниками, користувачами та рекламодавцями.

Інші види криптовалют:

Гібридні монети – поєднують властивості стейблкоїнів та DeFi.

Governance-токени – дають право голосу в управлінні протоколами (UNI, COMP).

Метавсесвіт-токени – використовуються у віртуальних просторах для торгівлі активами. Приклад: Decentraland (MANA), The Sandbox (SAND).

Відповідно, актуальності набуває порівняння традиційних фіатних валют із новітніми цифровими активами, зокрема криптовалютами. Обидва види грошей виконують базові функції, а саме засобу обігу, одиниці вартості та накопичення, однак реалізують їх за принципово різних механізмів. Фіатні гроші є централізованими, покладаючись на довіру до державного емітента та регулятора, тоді як криптовалюти є децентралізованими, їхня справжність і функціональність забезпечується криптографією та технологією блокчейн. Це фундаментальне розходження призводить до значних відмінностей у питаннях контролю, емісії, стійкості до цензури та прозорості транзакцій. Коротко описати ключові відмінності криптовалют у порівнянні з фіатними коштами можна наступною таблицею:

Таблиця 1.2

Порівняння криптовалют та фіатних активів

Характеристика	Криптовалюти	Фіатні
Децентралізація	Децентралізовані, не залежать від центральних банків або урядів.	Центрально регульовані урядами та центральними банками.
Волатильність	Висока волатильність, значні коливання цін.	Низька волатильність, стабільніші курси валют.
Транзакційні витрати	Низькі транзакційні витрати, особливо для міжнародних платежів.	Вищі транзакційні витрати, особливо для міжнародних переказів.
Конфіденційність	Висока ступінь анонімності та конфіденційності транзакцій.	Обмежена конфіденційність, транзакції відслідковуються банками.
Юридичний статус	Невизначений або варіюється залежно від країни.	Визнані законним платіжним засобом у своїх країнах.
Регулювання	Відсутність або обмежене регулювання, велика залежність від законодавства країни.	Суворо регулюються урядами та фінансовими органами.
Інфраструктура	Розвинена, але менш стабільна інфраструктура, залежить від технології блокчейн.	Добре розвинена і стабільна фінансова інфраструктура.
Прийняття та використання	Обмежене прийняття, зростаюча кількість компаній приймає криптовалюту.	Широко приймаються як засіб обміну та збереження вартості.
Емісія та контроль	Обмежена емісія (контролюється алгоритмами).	Необмежена емісія, контролюється центральними банками.
Безпека	Високий рівень безпеки завдяки блокчейн-технології, але ризик хакерських атак.	Високий рівень безпеки, але більший ризик шахрайства та крадіжок.
Зберігання	Вимагає спеціальних цифрових гаманців і заходів безпеки.	Зберігаються в банках, готівка може зберігатися фізично.
Швидкість транзакцій	Швидкі транзакції, особливо в міжнародному контексті.	Зазвичай повільніші транзакції, особливо міжнародні перекази.
Доступність	Глобально доступні, потрібен лише доступ до Інтернету.	Обмежена доступність у деяких регіонах без банківських послуг.
Інноваційність	Постійний розвиток технологій, нові проекти та рішення (DeFi, смарт-контракти).	Повільніший розвиток нових технологій та інновацій.
Економічна стабільність	Високий ризик економічної нестабільності, залежить від ринкових умов.	Висока економічна стабільність, залежить від політики центральних банків.
Можливість обходу санкцій	Можуть використовуватися для обходу фінансових санкцій.	Підпадають під дію міжнародних санкцій та обмежень.

1.2 Функціонування криптовалют на основі блокчейн-платформ

Blockchain – розподілена база даних, що зберігає впорядкований ланцюжок записів (так званих блоків), що постійно довшасє. Кожен блок містить часову позначку, хеш попереднього блоку та дані транзакцій, подані як хеш-дерево. Інформація про транзакції зазвичай надається відкрито, не шифрованою. Захистом від підробки та спотворення слугує включення хешу всього блоку у наступний блок, тому внесення змін в один з блоків вимагає відповідних змін в усіх блоках після нього, що зазвичай виявляється або дуже складно, або дуже коштовно. [11]

З часом ринок криптовалют почав розвиватися та поширюватися з неймовірно швидкістю. Технологічну частину це також торкнуло, а технологія Blockchain еволюціонувала.

- Початок (2009 – 2013): технологія вперше була впроваджена разом із запуском Bitcoin в 2009 році. Це був час, коли Blockchain використовувався виключно для створення і підтвердження транзакцій криптовалюти.
- Додаткові функції (2014 – 2017): додалися нові криптовалюти, такі як Ethereum, що внесли поняття "смарт-контрактів". Ці контракти автоматизували і виконували угоди без посередників.
- Широке застосування (2018 – до наших днів): Blockchain стає платформою для розвитку і впровадження різноманітних децентралізованих застосунків.
- Блокчейн є фундаментальною технологією, на якій базується більшість криптовалютних активів, включаючи обраних для інвестиційного портфелю. [12]

Головні характеристики ринку криптовалютних активів:

Капіталізація – визначається як загальна вартість всіх існуючих криптовалют помножена на їхню загальну кількість в обігу. Ця величина відображає ринкову ціну та розмір самого криптовалютного ринку, що дозволяє оцінити його масштаб і значущість у глобальному фінансовому контексті. Висока капіталізація може свідчити про визнання криптовалюти серед інвесторів та

учасників ринку, тоді як низька капіталізація може вказувати на обмежену довіру або використання.

Ціна – визначається на відкритому ринку шляхом взаємодії покупців та продавців. Це ключовий показник для інвесторів, трейдерів та аналітиків, який відображає поточний рівень попиту та пропозиції. Ринкова ціна криптовалюти може суттєво змінюватися під впливом різноманітних факторів.

Об'єм торгів – вказує на загальний обсяг усіх транзакцій, які відбулися протягом певного періоду часу (зазвичай 1 день). Великий об'єм торгів може вказувати на активність ринку та бути ключовим фактором для зміни ціни криптовалютного активу. Аналіз об'єму торгів дозволяє оцінити ринкові настрої, ідентифікувати тренди та визначити потенційні моменти для входу або виходу з позицій.

Ліквідність – здатність активу бути швидко купленим чи проданим без значного впливу на його ціну. Висока ліквідність важлива для ефективного функціонування ринку, оскільки вона дозволяє інвесторам легко входити та виходити з позицій. Недостатня ліквідність може призвести до значних коливань цін та підвищених витрат на виконання транзакцій.

Маржинальна торгівля – дозволяє використовувати позикові кошти для збільшення свого капіталу та здійснення угод більшого обсягу. Це може значно підвищити як потенційні прибутки, так і ризики, оскільки використання кредитного плеча збільшує експозицію трейдера до ринкових коливань. Вимагає глибоких знань та досвіду, оскільки може призвести до значних втрат у випадку неправильного прогнозування ринкових рухів.

Волатильність – визначає ступінь коливань цін криптовалют протягом певного періоду часу. Висока волатильність може бути вигідною для трейдерів, які прагнуть отримати прибуток від короткострокових коливань цін, але вона також призводить до великого ризику втрат. Волатильність є характерною особливістю криптовалютного ринку і може бути спричинена різними факторами.

Самі ж криптовалюти реалізуються через спеціалізовані блокчейн-платформи, основною функцією яких є гарантування надійного, прозорого і децентралізованого обміну без необхідності централізованого посередника.

Коли учасник мережі ініціює транзакцію, ця операція формується у стандартизований запис із зазначенням адреси відправника й одержувача, суми, а також криптографічного підпису, що підтверджує законний контроль над коштами. Транзакція передається вузлам у мережі, де кожен вузол перевіряє її коректність: відправник має достатній баланс, підпис вірний, раніше ці кошти не витрачені. Після цього валідатори або майнери включають правомірні транзакції у новий блок за допомогою протоколів консенсусу. У випадку успіху блок стає частиною історії мережі, і кожна частинка оновлює свій локальний реєстр. Одна з ключових функцій блокчейн-платформ – підтримка смартконтрактів. Це автономні скрипти, записані у вигляді коду, що зберігаються у мережі й автоматично виконуються за заздалегідь заданих умов. Вони здатні приймати вхідні дані, змінювати власний стан, взаємодіяти з іншими контрактами і викликати зміну стану мережі.

Типологія блокчейн-платформ формується за рівнями дозволів і функціональними можливостями. Публічні платформи дозволяють будь-кому стати вузлом, брати участь у валідності й підтримці мережі. Приватні платформи, навпаки, обмежують коло учасників і використовуються в корпоративних середовищах. Консорціумні платформи – це проміжний формат, де певна група організацій контролює мережу, але система лишається децентралізованою відносно до кожного учасника. Щодо функціонального поділу, перше покоління блокчейнів (Bitcoin) було обмежене базовим передаванням цінності, без підтримки програмної логіки. Друге покоління принесло смартконтракти (Ethereum).

Функціонування блокчейн-платформ тісно пов'язане з економічними й технічними викликами. Через обмеження розміру блоків і затримки підтвердження транзакцій мережа не здатна обробляти навантаження на рівні традиційних фінансових систем. Поширеним рішенням стають Layer-2

технології, але інтеграція таких надбудов створює власні складнощі між затримкою, безпекою й узгодженістю. Вартість транзакцій коливається залежно від навантаження мережі: під час «високого трафіку» користувачі часто платять вищі комісії або відкладають операції, що впливає на активність і сприйняття мережі. Слабка ліквідність або недостатня активність у мережі можуть призводити до цінових сплесків, коли навіть відносно невеликі угоди здатні суттєво впливати на ринкову ціну. Коли порушуються оновлення протоколу, це може спричинити нестабільність або поділ мережі, що відразу рефлексується на вартість активів.

З точки зору прогнозування цін, архітектурні характеристики блокчейн-платформи можуть прямо і опосередковано впливати на ринкову динаміку. Наприклад, підвищення пропускну здатності або зниження комісій може стимулювати збільшений обсяг транзакцій і підвищення попиту на мережеву активність, що потенційно може підвищувати ціну активу. У той же час: атаки, перебої чи централізація можуть підривати довіру й створювати негативні новини, що швидко відбивається у курсових коливаннях. Інформаційні показники самої мережі, а саме активність вузлів, кількість транзакцій, backlog, завантаження блоків часто використовують в моделях машинного навчання для прогнозів цін.

1.3 Вплив макроекономічних та внутрішньоринкових факторів на поведінку криптовалютних активів

У порівнянні з традиційними валютами курси криптоактивів відзначаються винятково високою короткостроковою мінливістю, де щоденні коливання у десятків відсотків не є рідкістю. Така внутрішня характеристика ринку визначає специфічні економічні й інституційні наслідки та сумнів щодо застосовності криптовалют як стабільного засобу платежу, підвищені вимоги до механізмів управління ризиком та необхідність врахування додаткових пояснювальних змінних у моделях прогнозу. Волатильність формується через сукупність технічних, інформаційних, поведінкових і макроекономічних чинників, кожен із

яких може давати як короткостроковий, так і тривалий ефект на ціну та ліквідність ринку.

Багато факторів впливають на ринок криптовалютних активів, наприклад пов'язаний із архітектурними та операційними особливостями блокчейн і торговельна інфраструктура. Слабка масштабованість базових протоколів (близько 7 транзакцій за секунду у мережі Bitcoin у порівнянні з тисячами TPS у платіжних системах) обмежує можливості криптовалют як платіжних засобів і підвищує транзакційні ризики у періоди пікової активності. Криптовалюти другого покоління поліпшують це обмеження транзакцій, підвищують швидкість і зменшують вартість мікроплатежів, але їх широкомасштабна інтеграція перебуває у стадії розвитку і сама по собі створює нові ризики сумісності та нормативного контролю. У сумі технічні обмеження визначають структуру пропозиції та транзакційних витрат, що має пряму економічну вагу для моделей попиту та ціни. [13]

Кібербезпека й інфраструктурний ризик. Втрата приватних ключів, компрометація криптогаманців, зломи бірж і внутрішні операційні помилки призводять до безповоротних втрат активів та сильного підриву довіри ринку. Історичні приклади демонструють системний вплив таких подій: колапс біржі Mt. Gox у 2014 році, пов'язаний зі зникненням сотень тисяч біткоїнів, викликав банкрутство платформи та значний негативний ефект на загальну довіру учасників ринку. [14]

Багато елементів макроекономіки мають значний вплив на ціну криптовалют. Зокрема, зміни в монетарній політиці (процентні ставки), рух індексу долара, показники інфляції та доходності державних облігацій формують більшу чи меншу частку у фінансових портфелях. Високі відсоткові ставки роблять традиційні безризикові або малоризикові інструменти більш привабливими, що знижує попит на ризикові активи. Натомість, пом'якшення монетарної політики зазвичай підвищує ліквідність і може підсилювати притік капіталу в криптовалюти. Це підтверджено дослідженням, яке вивчає набір макроекономічних змінних й показало значущий зв'язок між індексом цін

виробництва, курсом долара й доходністю Bitcoin, що слід враховувати у моделюванні динаміки цін. [15] Також ринкова ліквідність визначає, наскільки великі угоди можуть бути виконані без істотного впливу на ціну. На ринку з низькою ліквідністю навіть порівняно невеликі обсяги продажу або купівлі великих учасників приводять до значних коливань курсу. [16]

Інформація у вигляді офіційних оголошень, новин, повідомлень у соціальних мережах і висловлювань відомих персон може миттєво змінити очікування учасників ринку. Значимість таких повідомлень підсилюється у середовищі з високою часткою роздрібних інвесторів і низькою регуляторною прозорістю. Прикладами є анонс придбання Bitcoin компанією Tesla або публічні заяви її керівника, які спричиняли миттєве зростання або падіння курсу. Також були випадки помилкових повідомлень та зломів акаунтів відомих осіб у соцмережах, що безпосередньо впливали на ціни. Для наукового аналізу ці явища вводять потребу у використанні індикаторів настроїв, метрик соціальної активності та у врахуванні аномалій даних.

Існують події, які змінюють економічну пропозицію самого активу. У випадку криптовалют такі події називаються халвінгами, оновленнями протоколів, зміни винагород майнерам, впровадження нових механізмів консенсусу. Халвінг Bitcoin знижає видуботок нових монет у мережі та створює дефіцитну динаміку, що корелює зі значним довгостроковим зростанням ціни. У моделюванні це вимагає введення регресора та розгляду зміни структурної рівноваги у часовому ряді.

Війни, санкції, політичні кризи змінюють уподобання інвесторів і структуру попиту на регіональних ринках. Під час початку повномасштабної війни в Україні у лютому 2022 року спостерігалось суттєве підвищення волатильності на крипторинку. Водночас у регіонах, що зазнавали економічних ускладнень, фіксувався підвищений попит на криптовалюту як інструмент збереження вартості або для переведення коштів закордон. Масштаби залучення та обсяги транзакцій у країнах, що потерпають від конфліктів, підтверджують гетерогенний вплив геополітики на попит і ліквідність. [17]

Витрати на електроенергію та доступність дешевої енергії впливають на прибутковість майнінгу та відповідно, на пропозицію нових монет. Зростання тарифів на енергію або зміни в політиці щодо використання можуть знизити мотивацію майнерів або навіть спричинити вихід частини видобувників. Це ще один фактор, через який макроекономічні чинники відображаються на ціні.

Поведінка криптовалют визначається складною сукупністю взаємодіючих факторів. Теоретично і практично це означає необхідність використання багатовимірних підходів: моделювання, що поєднує часові ряди та зовнішні регресори, врахування змінної волатильності і структурних індикаторів для повнішого відтворення економічної реальності ринку. Такий підхід підвищує точність прогнозів та якість оцінки ризику, що має ключове значення для обґрунтованих інвестиційних рішень і політики регулювання цього сегмента фінансового ринку. [18]

1.4 Методологія економетричного моделювання та оцінювання ризиків цін криптовалютних активів

Статистичні методи дозволяють кількісно описувати, інтерпретувати та прогнозувати складну динаміку змін вартості активів. Криптовалюти, як специфічний клас фінансових інструментів, характеризуються надзвичайною волатильністю, чутливістю до інформації та нерегулярною поведінкою інвесторів. Через це стандартні підходи класичної економетрики часто виявляються недостатніми та виникає потреба в глибшому моделюванні, що поєднує як традиційні методи часових рядів так і алгоритми машинного навчання. Їх застосування дозволяє формалізувати спостереження та приймати рішення на основі кількісних показників.

Основою самого статистичного аналізу є моніторинг і оцінювання змінних параметрів, які описують стан досліджуваної системи. Моніторинг забезпечує постійне спостереження за показниками: ціною, обсягом торгів, капіталізацією з метою виявлення відхилень або трендів. Подальший аналіз дозволяє визначити структуру коливань і виявити сезонні, трендові чи випадкові компоненти, що

лежать в основі динаміки фінансових інструментів. Згідно зі статистичною теорією, будь-який часовий ряд можна розглядати як комбінацію систематичних і випадкових складових. Завдання полягає в ідентифікації закономірних компонентів (трендів, циклів, сезонності) та очистки даних. Для цього в роботі застосовуються методи: згладжування, середніх, регресійного та кореляційного аналізу, а також стохастичні моделі прогнозування.

Ковзні середні є одним із класичних інструментів згладжування часових рядів, що допомагають пом'якшити випадкові коливання й виявити тренди. У фінансовому аналізі ці середні часто застосовують для побудови індикаторів тренду або сигналів на входи/виходи. У кваліфікаційній роботі детально оглядатиметься три основні типи середніх ковзних [19-23]:

Simple Moving Average (SMA)

Обчислюється шляхом додавання цін за певний період та поділу на кількість днів у цьому періоді.

$$SMA = \frac{A_1 + A_2 + \dots + A_n}{n},$$

де A_n – ціна активу в період n ;

n – кількість загальних періодів;

SMA згладжує цінові дані, роблячи їх менш волатильними і допомагає визначити загальний напрямок руху ціни.

Переваги:

- Простота в розрахунку і розумінні.
- Добре підходить для виявлення основних трендів.

Недоліки:

- Не враховує ваги останніх даних, що робить SMA менш чутливою до останніх цінових змін.
- Реагує повільно на раптові зміни, що може бути недоліком на волатильних ринках.

З практичної точки зору, короткі періоди дають більш чутливу SMA; довгі періоди (наприклад, 180 днів) більш згладжену криву, але з великою затримкою.

Weighted Moving Average (WMA)

У WMA кожному значенню ціни присвоюється вага, що зазвичай лінійно зменшується з плином часу. Це може допомогти виявити ранні сигнали про зміну тренду.

$$WMA_t = \frac{2 \sum_{i=0}^{n-1} (n-i) \cdot P_{t-i}}{n \cdot (n-1)},$$

де n – період згладжування;

P_{t-i} – значення ціни в період часу $t-i$.

Переваги:

- Більш чутлива до останніх змін цін у порівнянні з SMA.
- Швидше реагує на ринкові умови.
- Вага старих цін зменшується лінійно і це дозволяє позиціонувати вагову функцію вручну чи адаптувати її до особливостей ринку

Недоліки:

- Складність розрахунку в порівнянні з SMA.
- Може бути піддана більшому впливу короткострокових флуктуацій.

Exponential Moving Average (EMA)

EMA формулюється рекурсивно відносно останніх цін, але швидкість зниження між першою ціною та попередньою не є однаковою, а експоненціальною.

$$EMA_t = \alpha p_t + (1 - \alpha) EMA_{t-1},$$

де згладжувальний коефіцієнт α задається як:

$$\alpha = \frac{2}{n + 1},$$

де n – період (кількість днів)

Переваги:

- Надає більшу вагу недавнім цінам, вага старих даних експоненційно зменшується, але фактично всі історичні ціни мають деякий вплив
- Зменшує затримку, притаманну SMA, надаючи більш актуальні прогнози.

Недоліки:

- Більш складна для розрахунку у порівнянні з SMA та WMA.
- Може бути занадто чутливою до короткострокових флуктуацій, що може викликати хибні сигнали.
- Перше значення ЕМА як у SMA.

Особливе місце серед статистичних інструментів займають методи аналізу ризику, що базуються на оцінюванні ймовірного характеру майбутніх подій і дають змогу визначити не лише очікуваний прибуток, а й потенційні втрати.

Оцінювання ризику є невід'ємною складовою статистичного аналізу, а найпоширенішим інструментом кількісного вимірювання ринкових ризиків виступає показник Value-at-Risk (VaR). [24-28]

Цей показник відображає граничний рівень можливих втрат за певного рівня довіри протягом визначеного періоду часу. VaR широко застосовується в системах ризик-менеджменту банків, інвестиційних фондів та фінансових установ як інструмент встановлення ризикових лімітів, оцінювання потенційних збитків та визначення обсягу необхідного капіталу.

Припускаючи, що зміни цін активів у портфелі мають нормальний закон розподілу, ризик портфеля можна оцінити через його очікувану дохідність і стандартне відхилення. У цьому випадку показник Value-at-Risk (VaR) розраховується за формулою:

$$VaR_{\alpha} = \mu_p + z_{\alpha} \sigma_p ,$$

де μ_p – очікувана дохідність;

σ_p – стандартне відхилення;

z_{α} – квантиль стандартного нормального розподілу.

Цей підхід отримав назву варіаційно-коваріаційного методу VaR, оскільки він базується на використанні середнього значення та дисперсії. Для практичного застосування, коли портфель або окремий актив має ринкову (купівельну) вартість V_p оцінка ризику у грошовому вираженні подається:

$$VaR_{\alpha} = V_p \cdot z_{\alpha} \cdot \sigma_p ,$$

де V_p – купівельна вартість активу чи всього портфеля.

Такий підхід дозволяє визначити максимально можливі втрати інвестора при заданому рівні довіри за певний часовий горизонт.

Якщо портфель складається з кількох активів, важливо враховувати їхню взаємну кореляцію, оскільки ризик портфеля залежить не лише від волатильності окремих активів, а й від взаємозв'язків між ними. У параметричному підході це реалізується через коваріаційну матрицю, що відображає спільні зміни між активами.

Нехай вектор зміни цін активів має вигляд: $r = (r_1, r_2, \dots, r_n)$, а вектор ваг активів у портфелі: $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)$.

Тоді дисперсія портфеля визначається як:

$$\sigma_p^2 = w^T \Sigma w,$$

де Σ – матриця коваріацій, елементи якої $\Sigma_{ij} = \text{Cov}(r_i, r_j)$.

Тоді Value-at-Risk для портфеля на рівні довіри α визначається формулою:

$$\text{VaR}_\alpha = \mu_p + z_\alpha \cdot \sqrt{w^T \Sigma w}$$

Цей підхід називають варіанс-коваріаційним VaR. Використання матриці кореляцій дозволяє враховувати структуру взаємозв'язків у портфелі й отримувати більш реалістичні оцінки ризику, особливо в контексті диверсифікації.

У фінансовому аналізі для коректнішої оцінки ризику часто поєднують VaR із моделями волатильності, зокрема GARCH [29-31]. Тобто замість припущення постійної дисперсії використовувати умовні дисперсії, які змінюються у часі, та фільтрувати доходності через GARCH-модель і вже на основі умовної волатильності обчислювати VaR.

Припустимо, що ми побудували модель GARCH для доходностей активу чи портфеля:

$$\varepsilon_t = \sigma_t z_t, \sigma_t^2 = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2$$

Тоді VaR (одноденний) можна оцінити як:

$$\text{VaR}_{\alpha,t} = \mu_t + z_{\alpha} \sigma_t ,$$

де μ_t – умовне середнє;

σ_t – умовна волатильність з GARCH.

Так VaR стає динамічним відповідно до поточного прогнозу волатильності. Такий підхід дає перевагу перед статичними VaR: він враховує змінність ринку і адаптується до періодів спокою чи турбулентності.

Ідея моделювання змінності дисперсії у часових рядах бере свій початок із класичної моделі ARCH (Autoregressive Conditional Heteroskedasticity), запропонованої Робертом Енглем у 1982 році. Основна ідея полягала в тому, що середньоквадратичне відхилення (волатильність) доходності фінансового активу не є сталою величиною, а змінюється у часі залежно від минулих помилок моделі (так званих «шоків»).

У 1986 році Тім Боллерслев узагальнив цей підхід і запропонував модель GARCH (Generalized ARCH), яка враховує не лише минулі квадрати відхилень, а й попередні значення самої умовної дисперсії. Це зробило модель стабільнішою та зручнішою для застосування у статистиці. У загальному вигляді модель GARCH(1,1) описується рівнянням:

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 ,$$

де σ^2 – умовна дисперсія (волатильність у момент часу t-1);

ε^2 – попередній «шок» або квадрат залишку моделі у момент часу t-1;

α та β – параметри, що визначають вплив минулих подій.

Сенс моделі полягає в тому, що поточна волатильність визначається як поєднання довгострокової стабільної компоненти, впливу недавніх ринкових коливань та історичності ринку, що виражається через попередню волатильність. Такий підхід дозволяє описати явище кластеризації волатильності, коли періоди сильних коливань цін змінюються періодами відносного спокою.

Однак класична GARCH-модель передбачає симетричну реакцію ринку на позитивні й негативні події, що не завжди відповідає реальності, в основному негативні події викликають сильніше зростання волатильності, ніж позитивні. Це

привело до появи асиметричних розширень: AGARCH (Asymmetric GARCH), EGARCH (Exponential GARCH) та інших.

У моделі AGARCH вводиться додатковий параметр, який дозволяє негативним шокам впливати на волатильність сильніше, ніж позитивним. Рівняння має вигляд:

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \gamma \varepsilon_{t-1}^2 I(\varepsilon_{t-1} < 0) + \beta \sigma_{t-1}^2,$$

де $I(\varepsilon_{t-1} < 0)$ – індикатор, який дорівнює 1, якщо попередня помилка була від’ємною.

Тоді модель враховує ефект негативного впливу, коли погані події спричиняють різкіші коливання на ринку.

Ще більш гнучким підходом є EGARCH [32,33], запропонована Данієлом Нельсоном. На відміну від звичайної GARCH, вона моделює логарифм дисперсії, що автоматично гарантує її позитивність і дозволяє враховувати асиметричну поведінку шоків. Стандартна форма EGARCH (p,q) подається як:

$$\log(\sigma_t^2) = \omega + \sum_{k=1}^q \beta_k \log(\sigma_{t-k}^2) + \sum_{k=1}^q \alpha_k g\left(\frac{\varepsilon_{t-k}}{\sigma_{t-k}}\right)$$

Завдяки цьому модель EGARCH може адекватно відтворювати ситуації, коли негативні шоки призводять до значно більшої волатильності за позитивні, що є типовим для ринків із високим рівнем невизначеності, зокрема криптовалютного.

Оцінювання параметрів у роботі GARCH, AGARCH та EGARCH здійснюється методом максимізації функції правдоподібності (Maximum Likelihood Estimation) із використанням інструмента «Розв’язувач» (Solver). При цьому заздалегіть забезпечивши, що параметри умови стійкості задовільні:

$$\omega > 0, \alpha \geq 0, \beta \geq 0 \text{ та } (\alpha + \beta < 1)$$

Такий підхід забезпечує адаптивність VaR до поточної ринкової ситуації, що робить оцінку ризику значно точнішою. Багато досліджень підтверджують, що VaR, розрахований на основі EGARCH, демонструє кращі результати під час

backtesting-перевірок, ніж класичні варіаційно-коваріаційні або GARCH-моделі, зокрема для індексів високої волатильності та криптовалют.

З іншого боку, статистичні методи застосовуються для виявлення моментів у часових рядах, коли поведінка активу радикально змінюється через зовнішні фактори (новини, регуляторні зміни, макроекономічні шоки). Виявлення таких точок є необхідним етапом при побудові моделей прогнозування, зокрема в алгоритмах Prophet, де визначення «точок перелому» істотно впливає на якість прогнозу.

Модель Prophet [34-37], розроблена дослідницькою групою компанії Meta. Її було представлено у 2017 році як інструмент для швидкого, гнучкого та інтерпретованого прогнозування часових рядів із вираженою сезонністю, наявністю спеціальних подій, пропусків у даних чи різких змін трендів. Prophet створено з урахуванням реальних бізнес-завдань, коли дані характеризуються нерівномірністю, неповнотою та наявністю циклічних закономірностей. Саме тому метод широко застосовується не лише у сфері маркетингових і фінансових прогнозів, а й у дослідженнях криптовалютних ринків.

З теоретичного погляду Prophet реалізує адитивну модель часових рядів у якій спостереження $y(t)$ подається як сума трьох основних компонентів: тренду, сезонності та впливу спеціальних подій, а також випадкової похибки.

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \varepsilon_t,$$

де $g(t)$ – функція тренду, що описує довгострокову тенденцію зростання або спаду;

$s(t)$ – сезонна складова, яка враховує періодичні коливання;

$h(t)$ – ефекти спеціальних подій (свят, збоїв, новинних ефектів);

ε_t – випадкова складова (шум), яка відображає неочікувані коливання, не пояснені іншими елементами моделі.

Ключовим елементом Prophet є гнучке відтворення тренду. На відміну від класичних моделей типу ARIMA або ETS, що передбачають стаціонарність даних, Prophet не вимагає попередньої стаціонаризації чи диференціювання

часового ряду. Модель самостійно визначає моменти зміни тренду, використовуючи набір точок перелому у яких швидкість росту або спаду може змінюватися.

Другим базовим елементом моделі є сезонність, що описує періодичні закономірності у часовому ряду. Prophet автоматично моделює річну, місячну та тижневу сезонності та при необхідності може враховувати іншу користувацьку періодичність.

Сезонна складова визначається через ряди Фур'є, що дозволяє точно відтворювати складні циклічні патерни. Формально сезонність записується як:

$$s(t) = \sum_{n=1}^N \left[a_n \cos\left(\frac{2\pi nt}{P}\right) + b_n \sin\left(\frac{2\pi nt}{P}\right) \right],$$

де P – період циклу;

a_n, b_n – коефіцієнти, які оцінюються моделлю;

N – кількість.

Таке представлення дає змогу точно враховувати сезонні ефекти навіть у випадках, коли періодичність не є строго сталою, а амплітуда змінюється з часом. Для криптовалют часто спостерігається виражена тижнева циклічність (збільшення активності у будні дні), що буде далі показано в роботі.

Особливістю Prophet є можливість враховувати ефекти спеціальних подій, таких як свята, релізи або ключові технологічні оновлення. Для цього модель використовує додаткові регресори-індикатори, які приймають значення 1 у день події та 0 – в інші дні.

Також у Prophet є можливість оцінювати довірчі інтервали прогнозу, що враховують невизначеність у тренді, сезонності та шумі. Модель генерує три ряди прогнозних значень: центральну оцінку $y(t)$, верхню та нижню межі довірчого інтервалу $y_{upper}(t)$, $y_{lower}(t)$.

Prophet має низку властивостей, які роблять його особливо привабливим для аналітиків фінансових ринків:

1. Автоматизація процесу моделювання.

Модель самостійно виявляє сезонні патерни, точки зміни тренду та адаптується до структури даних.

2. Гнучкість у налаштуванні.

Можна вручну визначати періоди сезонності, додавати нові регресори або певні додаткові обмеження.

3. Робота з пропусками та нерегулярними даними.

Prophet стійкий до нерівномірності часових інтервалів і здатен коректно обробляти відсутні спостереження.

4. Інтерпретованість результатів.

Компоненти моделі можна візуалізувати окремо, що полегшує аналітичну інтерпретацію.

5. Масштабованість.

Модель здатна ефективно працювати з великими обсягами даних і може бути розгорнута для потокового прогнозування.

Попри значні переваги, Prophet має й певні обмеження. Якщо історичний період є надто коротким або сезонність незмінна, модель може недооцінити циклічні коливання. Прогнози на тривалий період уперед можуть бути неточними, оскільки реальні зміни виходять за межі історичних даних. Крім того, адитивна структура моделі не завжди дозволяє врахувати складні нелінійні взаємодії між компонентами, характерні для криптовалютних ринків із високою волатильністю.

Одночасне застосування описаних статистичних та економетричних методів дає можливість побудувати цілісну систему моніторингу та прогнозування динаміки криптовалютних активів, визначити рівень ризику, а також сформулювати рекомендації щодо прийняття інвестиційних рішень.

Висновок за розділом 1

Криптовалютні активи становлять новий тип фінансових інструментів, що ґрунтуються на технології блокчейн і поєднують у собі риси платіжного засобу, інвестиційного активу та цифрової технології передачі даних. Їхня поява стала

одним із найважливіших етапів у розвитку фінансових ринків, оскільки вони змінили уявлення про гроші, транзакції та принципи функціонування економічних систем без посередників. Разом із тим, така незалежність створює певні ризики, зокрема: високу волатильність, технічні обмеження масштабованості, вразливість до зовнішніх факторів довіри. Принцип децентралізації, механізми консенсусу, криптографічний захист і можливість автоматизації процесів за допомогою смартконтрактів забезпечують надійність і прозорість криптовалютних операцій. Проте блокчейн-технології мають і свої недоліки. Ці фактори визначають потребу в постійному розвитку нових технічних рішень для забезпечення стабільності та ефективності функціонування криптовалют.

Ринок криптовалют відзначається високою чутливістю до макроекономічних і внутрішньоринкових факторів. На цінову динаміку впливають глобальні економічні процеси, зокрема зміни процентних ставок, рівень інфляції, поведінка долара США, стан світових фінансових ринків і макрополітична стабільність. Водночас внутрішні фактори: ліквідність, рівень попиту, активність біржових операцій, інформаційне середовище, медійні впливи, часто формують короткострокові цінові коливання. Поведінка інвесторів у криптопросторі значною мірою базується на очікуваннях, що робить цей ринок схильним до інформаційних шоків і панічних реакцій. Регуляторна політика держав, геополітичні події, а також технологічні оновлення, такі як халвінг біткоїну, стають додатковими детермінантами волатильності.

Відповідно, особливої актуальності набуває статистичне моделювання та оцінювання ризиків криптовалютних активів. Використання яких дозволяє кількісно оцінювати рівень невизначеності, прогнозувати зміну трендів та виявляти закономірності в динаміці ринку. Зокрема, описані методи ковзних середніх: прості (SMA), зважені (WMA) та експоненційні (EMA).

Крім того, у процесі моделювання ризиків важливе місце займає показник Value-at-Risk (VaR), який визначає граничну межу можливих збитків за певного рівня довіри. Для точнішого вимірювання волатильності застосовуються моделі

GARCH та EGARCH, що враховують асиметричні коливання та ефекти ринкових шоків у часі. Використання цих моделей забезпечує комплексну оцінку ризиків як для окремих криптоактивів, так і для інвестиційних портфелів у цілому.

Для поглибленого аналізу та прогнозування часових рядів цін криптовалют ефективним інструментом машинного навчання є алгоритм Prophet. Ця модель поєднує гнучкість нелінійного тренду з урахуванням сезонності, спеціальних днів та нерівномірності спостережень, що дозволяє адаптуватися до високоволатильного характеру крипторинку.

РОЗДІЛ 2. ЕКОНОМЕТРИЧНИЙ АНАЛІЗ ПОРТФЕЛЮ КРИПТОВАЛЮТНИХ АКТИВІВ

2.1 Методи аналізу часових рядів та ковзних середніх у дослідженні динаміки цін

Під часовим рядом розуміють впорядковану послідовність значень певного показника через рівні інтервали часу. Аналіз часових рядів дозволяє виявити закономірності зміни показників, оцінити тенденції їх розвитку, сезонні коливання, циклічні фази, а також розробити прогностичні моделі майбутньої поведінки об'єкта дослідження. Методи аналізу часових рядів основа багатьох досліджень, оскільки більшість соціально-економічних процесів мають часовий вимір, особливої актуальності ці методи набувають у дослідженні фінансових ринків, де динаміка змін відбувається безперервно.

Основні етапи аналізу часових рядів:

1. Візуалізація ряду – графічне зображення динаміки показника у часі, що дозволяє попередньо оцінити наявність тренду, сезонності або різких змін.
2. Оцінювання тренду – виділення загальної тенденції розвитку за допомогою методів аналітичного вирівнювання.
3. Виділення сезонної компоненти – застосування індексів або методів декомпозиції для визначення повторюваних коливань.
4. Аналіз залишкової складової – вивчення шуму ряду з метою виявлення непередбачуваних змін, що не пояснюються трендом чи сезонністю [38].
5. Побудова та перевірка прогностичної моделі – використання статистичних методів для передбачення значень (ARIMA, GARCH, Prophet).

Основні групи методів аналізу часових рядів:

1. Методи графічного аналізу.

Найпростіші, проте надзвичайно інформативні. Побудова лінійних графіків, гістограм і діаграм дозволяє виявити напрямок тренду, сезонні коливання...

2. Методи вирівнювання та згладжування.

До цієї групи належать методи ковзних середніх, експоненційного згладжування, які дають змогу побачити основну тенденцію розвитку показника.

3. Методи декомпозиції.

Декомпозиційний підхід передбачає розділення часового ряду на окремі складові. Використовуються як класичні статистичні підходи (метод ковзних середніх, метод сезонних індексів), так і сучасні алгоритми.

4. Кореляційно-регресійні методи.

Застосовуються для оцінки залежності між часовими рядами у різні моменти часу. Автокореляційна функція (ACF) та часткова автокореляційна функція (PACF) дозволяють визначити моменти, що мають істотний вплив на поточні значення.

5. Стохастичні моделі.

До цієї групи належать моделі AR (autoregressive), ARMA, ARIMA, SARIMA та інші. Вони базуються на припущенні, що поточне значення ряду є лінійною комбінацією попередніх значень і випадкових збурень. Такі моделі широко застосовуються для короткострокового прогнозування фінансових даних.

6. Моделі умовної гетероскедастичності (ARCH, GARCH).

Ці моделі враховують змінну волатильність у часі, що особливо характерно для криптовалютних активів. Вони дозволяють оцінити ризик і побудувати прогнози з урахуванням нестабільності ринку.

7. Методи машинного навчання та нейромереві підходи.

Сучасні дослідження активно використовують алгоритми глибинного навчання (LSTM, GRU) та моделі Prophet для прогнозування складних нелінійних залежностей у часових рядах. Такі підходи поєднують статистичну точність із гнучкістю адаптації до нових даних [39].

Метод ковзних середніх є одним із найпоширеніших інструментів у дослідженні часових рядів, зокрема у фінансовому аналізі, де основною метою є згладжування короткострокових значних відхилень та виявлення довгострокових трендів. Його сутність полягає у розрахунку середнього значення показника за певний період часу, який поступово плине по ряду, замінюючи старі

спостереження новими. Таким чином, ковзне середнє усуває випадкові коливання даючи змогу виокремити основну тенденцію розвитку показника.

У проведеному дослідженні розглянуто динаміку цін портфелю криптовалют з використанням простих (SMA), зважених (WMA) та експоненційних (EMA) ковзних середніх для періодів у 7, 14 та 30 днів (див. Рис 2.1). Ці періоди обрано з метою порівняння коротко-середньострокових коливань ринку. На графіках представлено результати обчислень, отриманих за допомогою Excel, що дозволяють наочно оцінити ефективність кожного методу.



Рис. 2.1 Графік 7-денних ковзних SMA, WMA, EMA.

Лінія фактичної ціни демонструє типовий для ринку криптовалют патерн: чергування періодів різкої волатильності із фазами відносної стабільності.

Лінії SMA, WMA та EMA знаходяться близько одна до одної, що свідчить про короткий часовий горизонт та незначний вплив старих даних. Проте їх поведінка має певні незначні відмінності:

- Просте ковзне середнє (SMA) демонструє найбільшу інерційність. Воно згладжує різкі коливання, але реагує на зміни із затримкою. Наприклад, у фазах стрімкого росту ціни (початок 2024 року) лінія SMA відстає від фактичної ціни.

- Зважене ковзне середнє (WMA) більш чутливе до останніх змін, оскільки новішим спостереженням надається більша вага. Це дозволяє швидше відобразити зміну трендів. WMA реагує на локальні піки та спади раніше за SMA, що робить його більш корисним для короткострокових періодів.
- Експоненційне ковзне середнє (EMA) займає проміжну позицію, але має ще вищу чутливість завдяки експоненційному зменшенню ваг старих спостережень. EMA практично збігається з фактичною ціною на ділянках стрімкого росту або падіння, що робить дане ковзне оптимальним для визначення короткотермінових тенденцій.

Візуальний аналіз графіка підтверджує, що під час зростання ціни BTC (середина 2023 – початок 2024 року) EMA випереджає SMA, що може бути інтерпретовано як ранній сигнал до купівлі та навпаки, у фазі зниження цін (друга половина 2022 року) EMA швидше реагує на спад, формуючи сигнал до продажу.



Рис. 2.2 Графік 30-денних ковзних SMA, WMA, EMA.

На графіку показано ковзні середні за 30 днів, що дозволяє спостерігати середньострокові тенденції. Порівняльний аналіз якого свідчить:

- SMA – відображає узагальнений рух ціни без врахування незначних коливань. Є корисним для стратегічних оцінок і підходить для інвесторів, орієнтованих на середньостроковий горизонт.
- WMA – як і у випадку 7-денного аналізу, швидше реагує на останні зміни. На ділянках 2024 року, де Bitcoin демонстрував активне зростання, WMA знаходиться ближче до фактичної ціни чим SMA. Це свідчить про більш оперативну реакцію моделі на ринкові зміни.
- ЕМА має найвищу гнучкість серед довгострокових згладжувань. Воно здатне зберігати загальну тенденцію, не втрачаючи при цьому чутливість до нових цінових сигналів.

З початку 2023 року до середини 2024 року спостерігалось поступове зростання. У цей період усі типи ковзних середніх демонструють стабільну позитивну динаміку, що свідчить про типовий знак сильного ринкового імпульсу. У кінці 2024 – на початку 2025 року, коли ціна стабілізується в діапазоні 110 000–120 000 тис. дол. США, ковзні середні зближуються з фактичною ціною, утворюючи горизонтальний канал, що вказує на фазу консолідації ринку.

Порівняння результатів для періодів у 7, 14 та 30 днів показує, що коротші середні відображають миттєві ринкові реакції, тоді як довші слугують стабільнішим орієнтиром для стратегічних рішень.

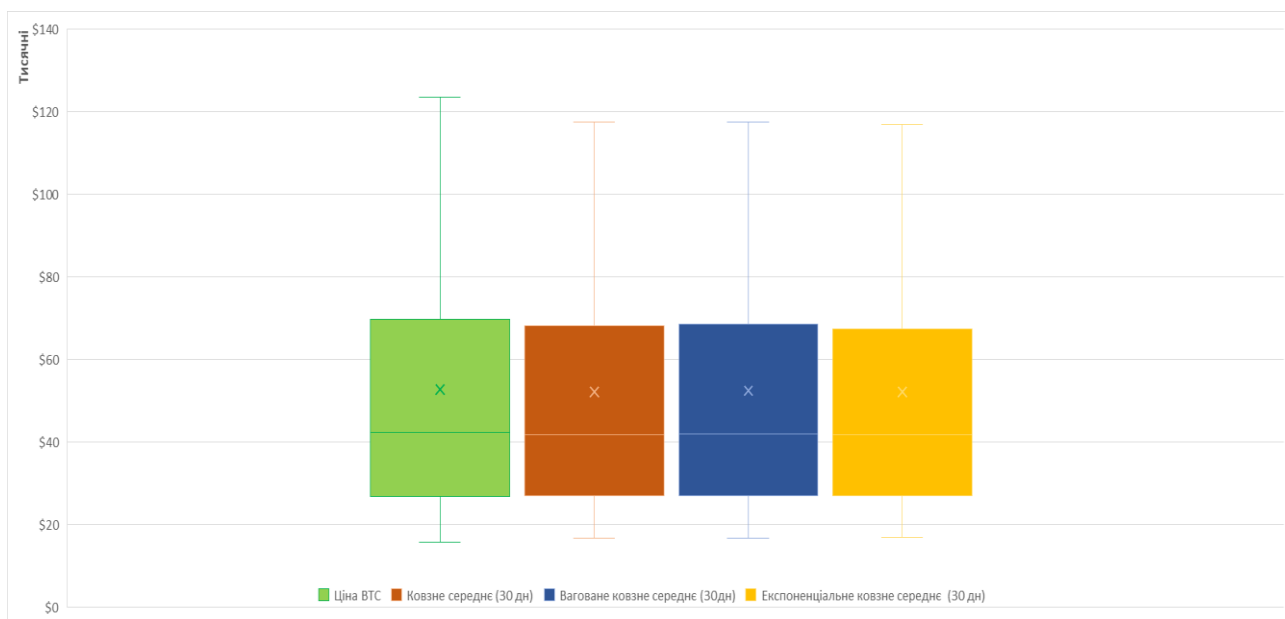


Рис. 2.3 Графік boxplot середніх ковзних до BTC.

Даний графік дозволяє порівняти не лише тенденції, а й розмах коливань, медіанні значення, симетрію розподілу та наявність потенційних викидів. Усі чотири бокси демонструють діапазон значень від 17000 до 120000 тис. дол. США, що свідчить про значну волатильність криптовалюти у досліджуваній період. Медіана для всіх чотирьох розподілів розташована приблизно на рівні 45000–50000 тис. дол. США, тобто більшість спостережень концентрується в цьому діапазоні. Середнє значення знаходиться вище за медіану, що вказує на правосторонню асиметрію розподілу.

Реальна ціна BTC демонструє найвищу варіативність, без згладжування короткострокових коливань. Просте ковзне середнє має дещо менший розмах за фактичну ціну, що свідчить про згладжування короткострокових флуктуацій адже просте середнє однаково враховує усі значення за період, тим самим пом'якшуючи вплив екстремальних точок. Зважене ковзне середнє виявляє подібний рівень стабільності, але злегка вужчий діапазон, що означає менші коливання навколо медіани. Експоненційне ковзне середнє демонструє найвищий ступінь згладження серед усіх ковзних середніх. Метод ефективно знижує волатильність усуваючи випадкові коливання при цьому все ще зберігає здатність відображати загальну тенденцію зміни ціни.

2.2 Застосування ковзних середніх для визначення динамічних трендів та сигнальних зон (buy/sell zones)

Ринок криптовалютних активів періодично переходить між двома основними фазами: «бичого» (uptrend) та «ведмежого» (downtrend) настрою, які відображають домінування попиту або пропозиції. [40]

Сигнал на закупівлю (Вихідний тренд): Коли середня ковзна перетинає лінію ціни знизу вгору, це вказує на потенційний початок висхідного тренду. Такий перетин є чітким сигналом про те, що «бики» (купівля) починають домінувати на ринку, оскільки ціна активу перевищує його середнє історичне значення за обраний період.

Сигнал на продаж (Низхідний тренд): Коли середня ковзна перетинає лінію

ціни зверху вниз – це свідчить про початок низхідного тренду. Цей зворотний перетин є сигналом про те, що «ведмеді» (продажі) набувають переважного становища на ринку, оскільки ціна опускається нижче середньої лінії, демонструючи зниження імпульсу. [41]

Варто зазначити, що точність сигналів ковзних середніх значною мірою залежить від правильно обраного періоду, що дозволяє налаштувати їх для аналізу як короткострокових коливань, так і довгострокових тенденцій. Ці сигнали є базовими компонентами багатьох торгових стратегій, оскільки вони чітко вказують на зміну тренду, що слугує важливим індикатором для входу або виходу з ринку. Вони можуть і повинні бути використані в поєднанні з іншими технічними індикаторами для підвищення точності прогнозів. [42,43]

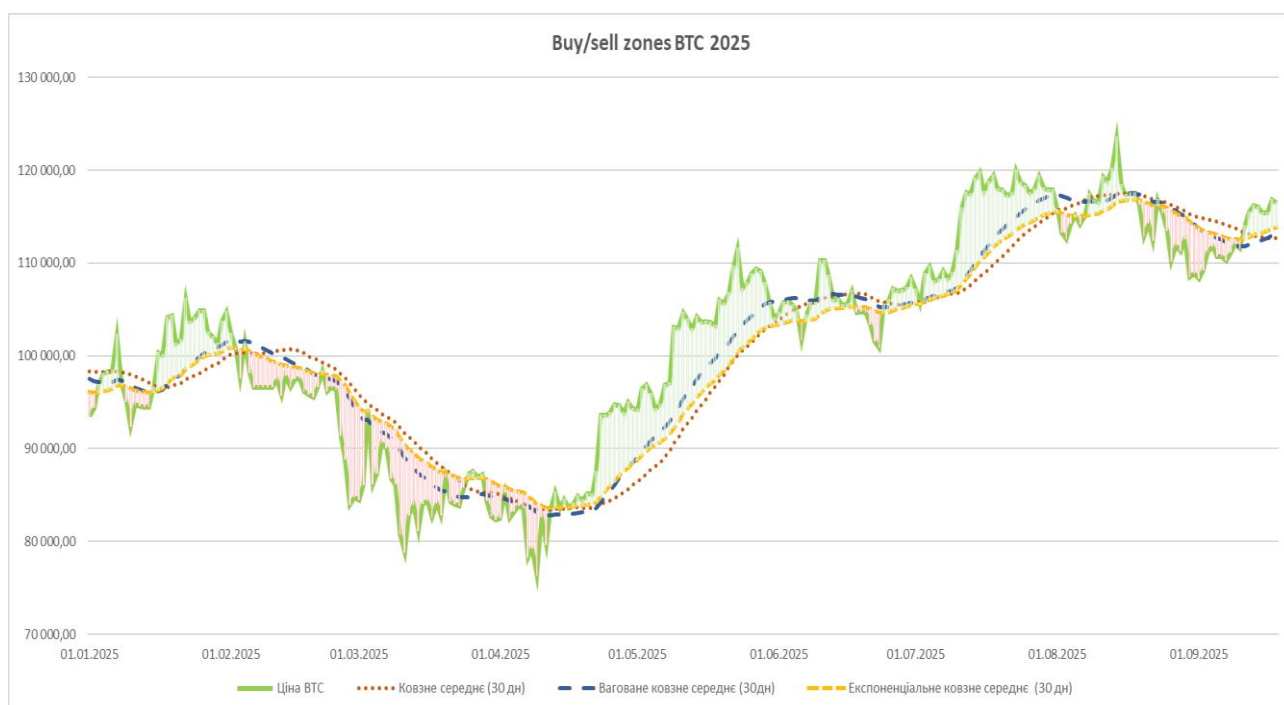


Рис. 2.4 Сигнали середніх ковзних BTC з початку 2025 року.

Січень – квітень: ціна BTC переважно знижується від 98 до ~75-80 тис. дол. США. У цей період всі три 30-денні ковзні напрямлені вниз. На графіку видно тривалі сигнали продажу: ціна постійно нижче ЕМА/ВМА/СМА, а гістограма показує негативну область, що є класичним ведмежим сигналом і проводиться відповідний продаж або утримання коротких позицій.

Травень – серпень: різке і стійке зростання, а ціна рухається від 82 до піків у 120 тис. дол. США. Ковзні йдуть вгору, що є ознакою сильної купівельної фази.

У цьому інтервалі ціна стабільно над усіма ковзними, короткі відскоки до ЕМА/ВМА виступали як підтверджений рівень підтримки для додаткових покупок.

Серпень – вересень: видно корекцію/флет. Ціна відступає з піка до 110-115 тис. дол. США і іноді просідає до рівня ВМА/СМА. Ковзні починають зближуватися після значного зросту, що вказує на можливу тимчасову консолідацію або початкове ослаблення тренду. Перетин ЕМА вниз крізь ВМА чи SMA тут дав би ранній сигнал до часткових фіксацій.

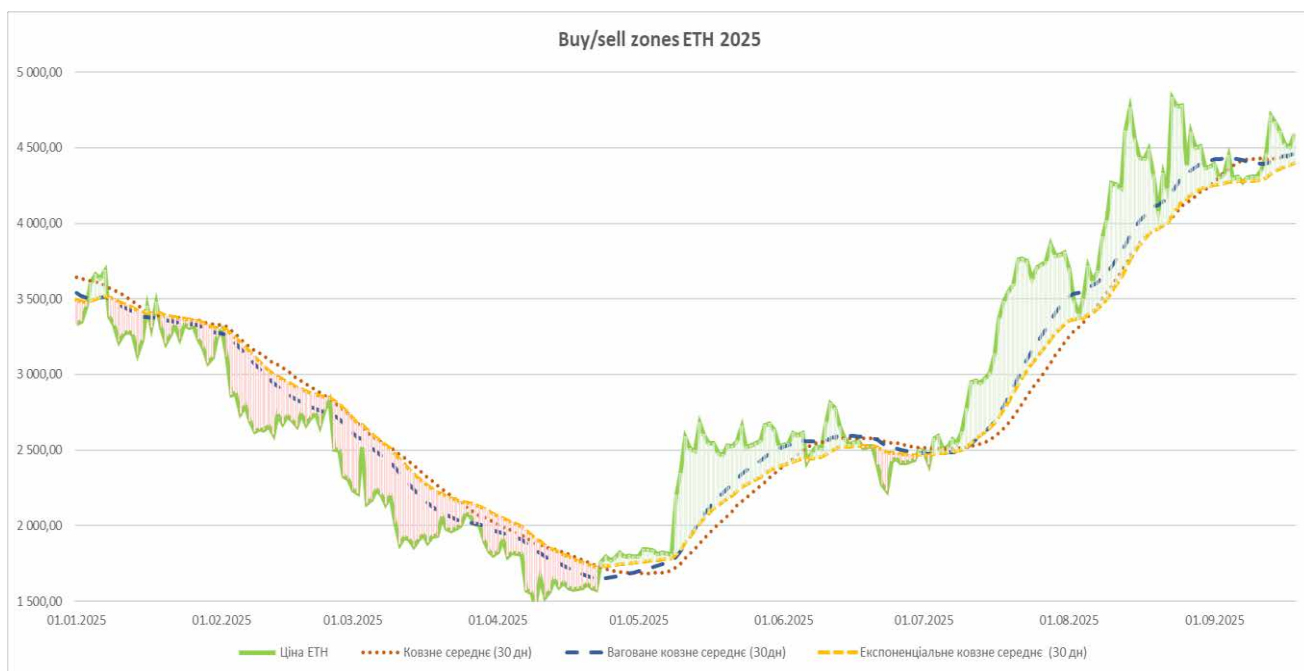


Рис. 2.5 Сигнали середніх ковзних ETH з початку 2025 року.

Січень – кінець квітня: тривалий спад з 3500 до 1500 дол. США, ковзні падають і формують виражений сигнал на продаж. Поведінка подібна до BTC, але з більш високою волатильністю в коротких спайках.

Травень – серпень: сильний імпульсний підйом у травні – тут утворився сигнал купівлі криптовалюти після пробою, самі ковзні згинаються вгору, а ЕМА першою підтверджує позицію. Далі відбувається тривале підтвердження висхідного тренду, великий імпульс в липні-серпні з кількома максимумами.

Серпень – вересень: ціна зберігає позиції над ковзними, але з короткостроковими флетами на які потрібно детальніше звертати увагу.

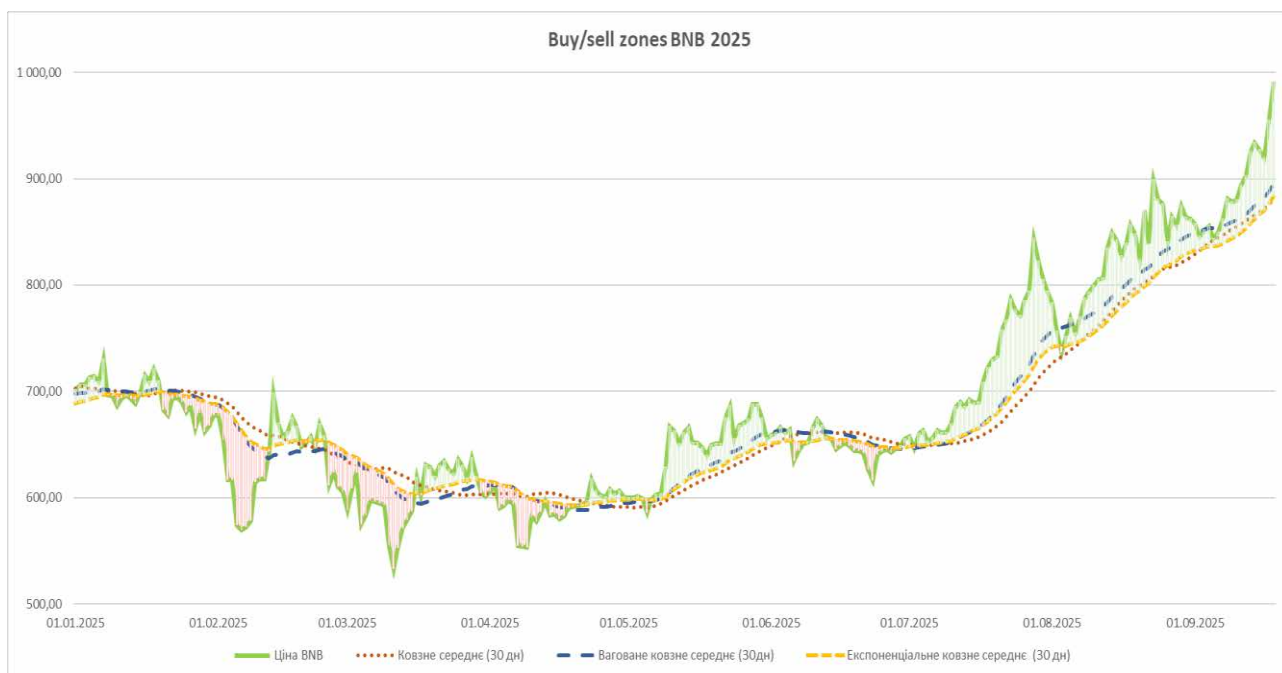


Рис. 2.6 Сигнали середніх ковзних BNB з початку 2025 року.

Січень – квітень: помітний спад від 700 до 580-600 дол. США з відскоками. Ковзні напрямлені вниз, що є типово для сигналу продажу у першому кварталі.

Травень – червень 2025: поступовий розворот, ковзні вирівнюються, ціна починає перебувати то над, то під ковзними, що вказує на ознаку фази переходу.

Липень – вересень 2025: стабільне підвищення – ціна піднімається до 900-980 дол. США до кінця періоду. Ковзні вирівнюються вгору і розходяться, що є активним сигналом на купівлю з поступовим підтвердженням тренду.

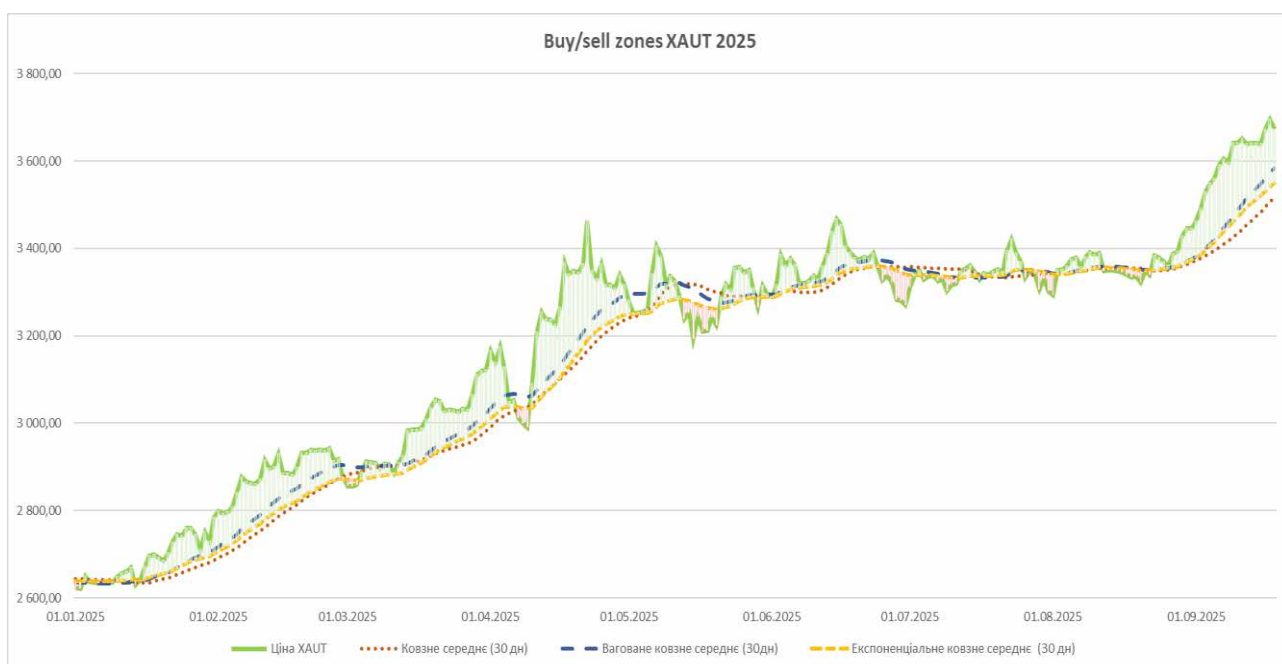


Рис. 2.7 Сигнали середніх ковзних XAUT з початку 2025 року.

Графік ілюструє динаміку ціни токена XAUT (Tether Gold) покладеного на ціну золота протягом 2025 року. Ціна коливається між 2600 на початку року й понад 3700 дол. США у вересні, що свідчить про загальний висхідний тренд з кількома хвилями зростання та корекціями.

Січень – березень 2025: поступове зростання з 2600 до 3000 дол. США. Ціна стабільно вище SMA та ЕМА – ринок у фазі акумуляції зони купівлі.

Квітень – травень: сильний стрибок до 3400 дол. США, після чого відбулася корекція. Тут спостерігаються короткі зони продажу, коли ціна падає нижче ЕМА.

Червень – серпень: ринок знаходиться у балансі, а ціна в діапазоні 3100-3300 дол. США. Всі середні ковзні максимально зближені та встановлено нейтральну фазу.

Вересень: новий та раптовий імпульс росту вище 3700 дол. США. ЕМА і WMA різко підтягуються догори, а ринок входить у сильну купівельну спроможність.

Загалом, графік демонструє, що XAUT у 2025 році характеризується стабільним довгостроковим зростанням, де корекції чергуються з фазами активного підйому. Використання трьох типів ковзних середніх для кожного активу дозволяє ідентифікувати моменти входу та виходу з ринку, а також оцінювати силу поточного тренду.

2.3 Оцінка ризиків портфеля криптовалют за методом Value-at-Risk

Оцінка ризиків портфелю є важливим етапом у процесі управління інвестиціями, що дозволяє визначити можливі втрати та прийняти обґрунтовані рішення щодо структури портфелю. Для побудови VaR використано стандартний обрахунок на основі матриці кореляцій у Excel. Потужним інструментом для роботи з матричними операціями є функція MMULT(). Вона використана для множення матриці на вектор ваг портфеля і подальшого обчислення портфельної волатильності.

Моделювання VaR визначає величину збитку активу і ймовірність того, що визначений збиток відбудеться. Використовуючи отримані дані, можна

визначити чи є достатні резерви капіталу для покриття збитків, чи ризики, що перевищують прийнятні, вимагають термінових рішень.

VaR 1 дня							
Bitcoin	Ethereum	BNB	Solana	Dogecoin	Raydium	Tether Gold	XRP
44 920	60 245	49 136	85 728	79 018	112 872	13 309	71 515
4,5%	6,0%	4,9%	8,6%	7,9%	11,3%	1,3%	7,2%

Рис. 2.8 Максимально очікуваний ризик втрати у ціні за 1 день при 95% рівні довіри.

Розрахунки показали, що серед вибраних активів найбільший щоденний VaR має Raydium (RAY) – 11,3% (Рис 2.6). Це непрямий індикатор високої волатильності і потенційно значних одноденних коливань. Найнижчий ризик спостерігається у Tether Gold (XAUT), що зумовлено його прив'язкою до ціни золота та відповідно нижчою волатильністю.



Рис. 2.9 Історична ціна RAY. Джерело: агрегатор CoinGecko[10]

Графік історичної динаміки ціни RAY за період з 2022 року до кінця проаналізованої вибірки показує кілька характерних елементів:

- фази високої волатильності з різкими піками і просіданнями;
- довший зростаючий тренд, що почав проявлятися з початку 2024 року;
- періоди, коли амплітуда коливань суттєво зростає.

Зростаючий тренд 2024 року підвищує ймовірність підвищення історично досягнутих рівнів (~15 дол. США), але слід враховувати, що це лише статистична інтерпретація тренду.



Рис. 2.10 Історична ціна XAUT. Джерело: агрегатор CoinGecko [10]

Графік історичних цін стейблкоїна Tether Gold (XAUT) демонструє стійке зростання ціни активу з приблизно 2 до понад 4,4 тис. дол. США, що відображає довгострокову тенденцію до подорожчання золота на глобальному ринку. На відміну від високо волатильних криптоактивів, таких як Bitcoin чи Raydium, XAUT характеризується помірними коливаннями та стабільним трендом, що робить його ефективним засобом хеджування ризиків.

Має відносно рівномірну траєкторію з незначними просіданнями у 2022-2023 роках, після чого спостерігається виражений висхідний тренд протягом 2024-2025 років. Це збігається з глобальною тенденцією зростання цін на золото в умовах геополітичної нестабільності. XAUT виступає найменш ризиковим компонентом портфеля, що підтверджується його мінімальним показником VaR у розрахунках. Додавання XAUT до портфеля забезпечує ефект часткової диверсифікації та стабілізації загального ризику.

Матриця кореляцій використовується для оцінки взаємозв'язку між активами у портфелі. Кореляція вимірює, як зміни цін одного активу впливають на інші активи. Значення кореляції варіюється у межах [-1; 1]

- +1: Повна позитивна кореляція (активи рухаються в одному напрямку)
- -1: Повна негативна кореляція (активи рухаються в протилежних напрямках)
- 0: Відсутність кореляції (рух активів не залежить один від одного)

	BTC	ETH	BNB	SOL	DOGE	RAY	XAUT	XRP
BTC	1	0,833	0,720	0,739	0,708	0,553	0,068	0,603
ETH	0,833	1	0,726	0,735	0,714	0,565	0,041	0,620
BNB	0,720	0,726	1	0,670	0,614	0,495	0,068	0,531
SOL	0,739	0,735	0,670	1	0,632	0,738	0,058	0,591
DOGE	0,708	0,714	0,614	0,632	1	0,470	0,058	0,581
RAY	0,553	0,565	0,495	0,738	0,470	1	0,029	0,436
XAUT	0,068	0,041	0,068	0,058	0,058	0,029	1	0,048
XRP	0,603	0,620	0,531	0,591	0,581	0,436	0,048	1

Рис. 2.11 Кореляційна матриця портфелю криптовалют.

Використання матриці кореляцій дозволяє оптимізувати портфель, мінімізуючи ризики шляхом включення активів з низькою або негативною кореляцією. Аналіз чутливості передбачає оцінку впливу змін ключових факторів на вартість портфелю. Це дозволяє визначити, як зміна одного або декількох факторів вплине на загальний ризик.

У даному портфелі, середнє значення кореляції (виключаючи XAUT) між біткоїном та іншими криптовалютами активами 0,7, що вказує на високу позитивну кореляцію. Отриманий результат означає, що зміна ціни Bitcoin (найбільш капіталізованої криптовалюти) зазвичай супроводжуються змінами цін інших криптовалют у тому ж напрямку. Висока кореляція свідчить про те, що ринки криптовалют взаємозалежні, і зміни на ринку мають суттєвий вплив на інші криптовалюти. Сама оцінка ризиків є невід'ємною частиною управління портфелем, особливо на ринку криптовалют, який характеризується високою волатильністю та непередбачуваністю. Він дозволяє інвесторам приймати обґрунтовані рішення щодо структури портфелю та управління ризиками. Інтеграція результатів оцінки ризиків у процес прийняття рішень сприяє підвищенню ефективності інвестицій та мінімізації можливих втрат.

Висновок за розділом 2

Було обґрунтовано застосування трьох типів ковзних середніх (SMA, WMA, EMA) для різних часових горизонтів (7, 14, 30 днів) з метою визначення коротко та середньострокових трендів. SMA проявляє значну інерційність і є інструментом стратегічного оцінювання довготривалих тенденцій. WMA має підвищену чутливість до останніх спостережень і дає більш ранні сигнали зміни тренду, а EMA комбінує згладжувальні властивості і є оптимальним для фіксації короткострокових імпульсів. На підставі графічного порівняння і boxplot-аналізу було встановлено, що коротші періоди (7 днів) дозволяють швидко виявляти зміни, тоді як 30-денні ковзні придатні для відбору стратегій із тривалішим горизонтом. Аналіз підтверджує корисність комбінування різних ковзних середніх для формування buy/sell зон.

Окрема частина розділу присвячена кількісній оцінці ризиків портфеля методом Value-at-Risk (VaR) з використанням матриці і матричних операцій (функція MMULT). Розрахунки VaR продемонстрували значну різницю ризиковості активів: Radium (RAY) виявився найризикованішим активом портфеля з максимальним одноденним VaR в 11,3% при 95% довірчому рівні, тоді як Tether Gold (XAUT) показав мінімальний VaR. Така диференціація дозволяє робити обґрунтовані висновки щодо активів у портфелі, як зниження питомої ваги високоволатильних активів або застосування захисних позицій, а також збільшення частки XAUT як інструмента хеджування знижує портфельний ризик. Аналіз кореляційної матриці в розділі виявив високу позитивну кореляцію між більшістю криптоактивів (середня кореляція близько 0,7 без урахування XAUT). Такий рівень взаємозв'язку вказує на наявність явища системного ризику: рух ціни найбільш капіталізованої криптовалюти Bitcoin у багатьох випадках поширюється на інші активи, що обмежує ефективність простих диверсифікаційних підходів всередині крипторинку. Відповідно, оптимізація портфеля має включати не лише підбір різних криптовалютних активів, а й балансу ваг із урахуванням кореляційної структури, волатильності і очікуваної доходності.

РОЗДІЛ 3. ПРОГНОЗУВАННЯ ЦІН КРИПТОВАЛЮТ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

3.1 Побудова GARCH-моделі та інтеграція у розрахунок VaR

Висока мінливість та нестабільність цін криптовалютних активів зумовлюють необхідність застосування моделей, здатних гнучко реагувати на зміни ринкових умов. Однією з таких моделей є GARCH(1,1) узагальнена модель автогетероскедастичності, яка передбачає, що поточна волатильність активу залежить як від попередніх шоків, так і від власних попередніх значень. Її перевагою є здатність враховувати ефект кластеризації волатильності, коли періоди сильних коливань чергуються з фазами відносного спокою. Для ринку криптовалют це принципове значення, оскільки демонструє таку поведінку.

Оцінювання параметрів моделі виконувалося у середовищі Microsoft Excel за допомогою надбудови «Розв'язувач» (див. дод. А.1)

У моделі було враховано чотири основні параметри:

1. ω (безумовна дисперсія)
2. α (ARCH-компонента, що вимірює короткострокову реакцію на шок)
3. β (GARCH-компонента, яка відображає інерційність волатильності)
4. μ (константа середнього значення дохідності)

У якості цільової функції виступала логарифмічна функція, значення якої максимізувалося. Обмеження гарантували невід'ємність параметрів та стаціонарність процесу (умова $\alpha + \beta < 1$). Це дозволило уникнути некоректних результатів, пов'язаних із негативною або нескінченною дисперсією.

AVG	0,00068
STDEV	0,027309
VARIANCE	0,00075
CONST (mu)	0,0000
Unconditional variance(omega)	0,00027
ARCH (alpha)	0,4576
GARCH (beta)	0,2782
alpha+beta	0,7357
Long-run volatility	0,032141
Log Likelihood	3 003,35

Рис. 3.1 Результат обчислень GARCH моделі на прикладі BTC.

У результаті оптимізації було отримано рішення, для якого максимальне значення логарифму становило 3003,35. За оціненими параметрами $\omega = 0,00027$, $\alpha = 0,4576$, $\beta = 0,2782$ і $\mu = 0,0000$ модель демонструє узгодженість з економічним змістом процесу формування волатильності. Значення α перевищує β , що означає перевагу короткострокових реакцій на шоки над довготривалими ефектами. Відповідно до розрахунків, довгострокова волатильність становить близько 0,0321. Водночас поведінка залишків і квадратів залишків засвідчили відсутність автокореляції, модель пояснила більшу частину структури волатильності.

Порівняння результатів, отриманих на основі GARCH із оцінкою ризику, проведеним через метод кореляційної матриці показало певні розбіжності. Розрахований Value-at-Risk на базі GARCH виявився помітно вищим за аналогічний показник матричного підходу. Такий результат пояснюється властивістю моделі швидко реагувати на короткочасні сплески волатильності, закладаючи їх у прогнозні значення на наступні періоди. Це призводить до підвищених значень VaR одразу після ринкових шоків, навіть якщо надалі ціни стабілізуються. У результаті прогнозована дисперсія завжди чутлива до недавніх подій, але менш ефективною для спокійних ринкових фаз, коли ризик оцінюється вище фактичного.

Модель GARCH однаково реагує на позитивні та негативні зміни, тобто однаково сильні зростання або падіння ринку викликають подібне збільшення прогнозної волатильності. Самий же криптовалютний ринок демонструє іншу поведінку: негативні новини та зниження цін криптовалют, як правило, викликають значно більші сплески волатильності, ніж зростання вартості. Ця властивість відома як «ефект важелів» та пов'язана з тим, що інвестори емоційно реагують на збитки сильніше за прибутки, що призводить до більш різких рухів у періоди падіння ринку. [44] Стандартна модель GARCH (1,1) не враховує цього, оскільки передбачає однаковий вплив позитивних і негативних шоків на дисперсію. Така обмеженість пояснює, чому оцінені ризики за GARCH виявилися вищими за ті, що розраховувалися за кореляційною матрицею. Це може призводити до помилкових сигналів при оцінюванні поточного стану ринку

та формуванні портфельних рішень. У подальшому дослідженні було взято поліпшену модель EGARCH, яка долає описані недоліки.

EGARCH модель, запропонована Нельсоном у 1991 році, а її ключова особливість полягає у логарифмічному представленні умовної дисперсії, а також не потрібно накладати обмеження на обрахунок параметрів моделі. Це забезпечує стабільність оцінок навіть у разі сильних коливань або наявності екстремальних значень у часовому ряді. (див. дод. А.2)

Для побудови моделі використовувалися ті ж самі вхідні дані, що й у попередньому випадку з GARCH моделлю. У вікні параметрів розв'язувача зазначена максимізація функції логарифму шляхом підбору оптимальних значень коефіцієнтів μ , ω , α , β та θ . Метод розв'язання обрано за зведеним градієнтом, що дозволяє ефективно шукати максимум нелінійних функцій при обмеженій кількості ітерацій.

AVG	0,00068
STDEV	0,0273
VARIANCE	0,00075
CONST (mu)	0,00057
Log Unconditional variance(omega)	-1,4260838
ARCH (alpha)	0,2958
asymmetric term (theta)	-0,0833
GARCH (beta)	0,8327
Long-run volatility	0,01409
Log Likelihood	3 023,80

Рис. 3.2 Результат обрахунків EGARCH моделі на прикладі BTC.

Середнє значення постійного члена (μ) становить 0,00057. Параметр ω склав 1,426, що свідчить про доволі базовий рівень варіації за відсутності шоків. Коефіцієнт $\alpha = 0,2958$ демонструє, що нові шоки впливають на мінливість, тоді як параметр $\beta = 0,8327$ підтверджує високу інерційність процесу: минулі значення умовної дисперсії істотно визначають поточний рівень ризику. Особливо важливим є параметр $\theta = -0,0833$, який ідентифікує наявність «ефекту важеля». Таким чином, модель Нельсона справді враховує настрої криптовалютного ринку, коли реакція на падіння цін є більш гострою, ніж на їх зростання.

Отриманий результат функції логарифму став 3023,8 проти 3003,35 порівняно з попередньою GARCH моделлю. EGARCH показала більшу стабільність параметрів і меншу чутливість до короткочасних аномалій у даних. Волатильність є нижчою за значення, отримане під час розрахунку Value-at-Risk із використанням матриці. Відповідно, модель EGARCH згладжує надмірні коливання і точніше відображає реальну ризикову структуру активу, не переоцінюючи волатильність у спокійні періоди.

EGARCH VaR 1 дня							
Bitcoin	Ethereum	BNB	Solana	Dogecoin	Raydium	Tether Gold	XRP
30 808	50 530	40 751	63 989	68 103	84 215	12 800	61 668
3,1%	5,1%	4,1%	6,4%	6,8%	8,4%	1,3%	6,2%
Нівельований ризик активів							
1,4%	1,0%	0,8%	2,2%	1,1%	2,9%	0,1%	1,0%

Рис. 3.3 Очікуваний ризик втрати у ціні за 1 день при 95% рівні довіри по EGARCH.

Використання EGARCH VaR знизило ризик для всіх криптовалютних активів портфеля. Для Bitcoin спостерігається зменшення ризику приблизно на 1,4%, також зміни помітні для Solana на 2,2%, Dogecoin на 1,1% і особливо Raydium – 2,9%. Загалом графік підтверджує, що EGARCH формує більш збалансовану та реалістичну картину ризику, усуваючи надмірну чутливість до одиничних шоків, властиву кореляційним або GARCH-моделям. Зменшення VaR-значень у межах 0,8–2,9% демонструє перевагу логарифмічної моделі Нельсона у відображенні реальної динаміки волатильності криптоактивів.

3.2 Аналіз сезонних і часових закономірностей у динаміці цін криптовалют з використанням мови програмування Python

Важливим етапом дослідження часових рядів фінансових активів є виявлення сезонних і циклічних закономірностей, які можуть свідчити про повторювану поведінку або особливості ринкової структури. Для криптовалют, що торгуються безперервно, типовими є як денні, тижневі так і місячні патерни волатильності. Дослідження таких закономірностей дозволяє глибше зрозуміти динаміку попиту, активність трейдерів у різні дні тижня та потенційно визначати періоди підвищеної чи зниженої прибутковості. Для проведення аналізу

використано мову програмування Python, зокрема бібліотеки pandas та matplotlib, а для візуалізації отриманих результатів побудовано лінійний графік із підписами значень над кожною точкою. (див. дод. Б)

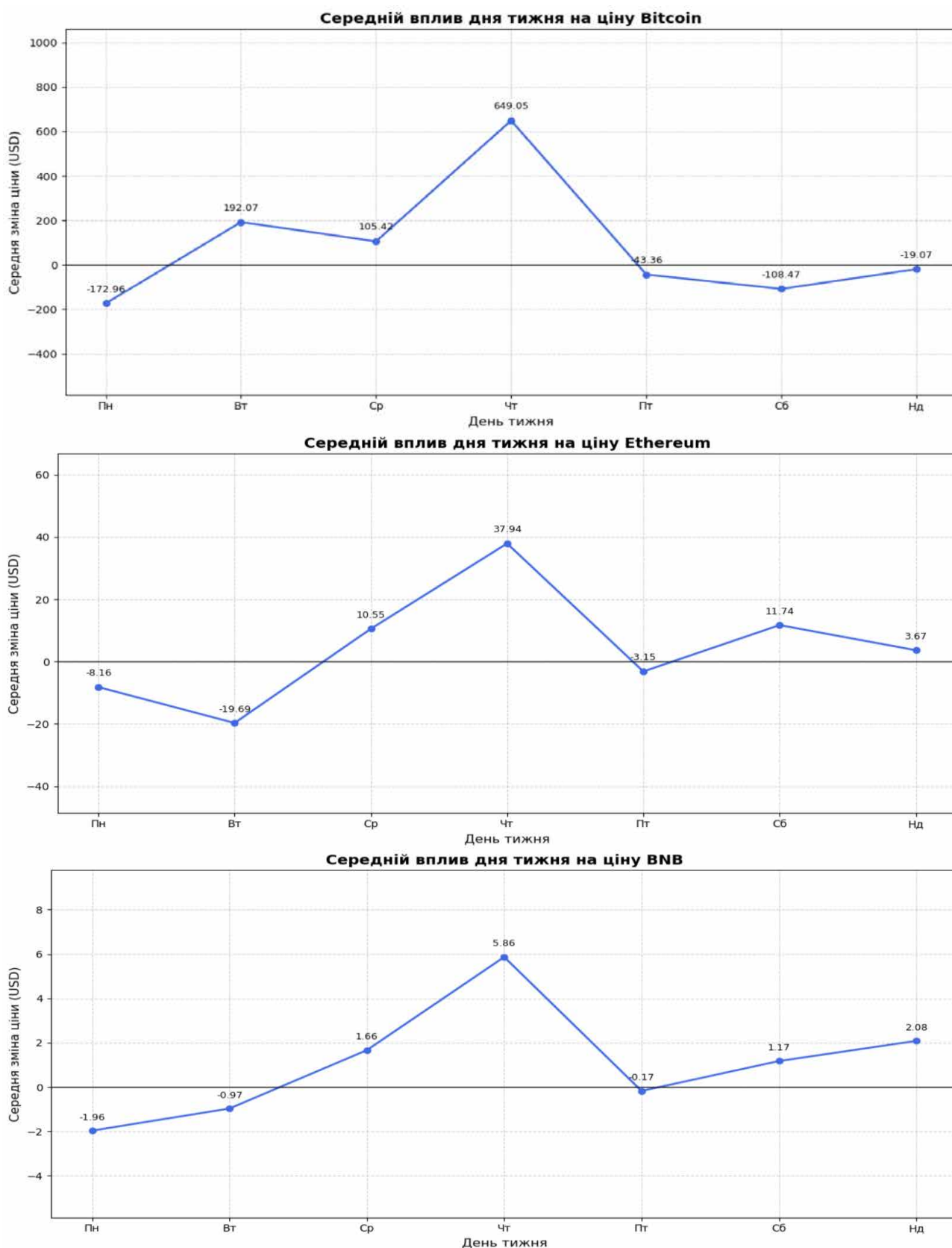


Рис. 3.4 Середня зміна вартості активу залежно від дня тижня.

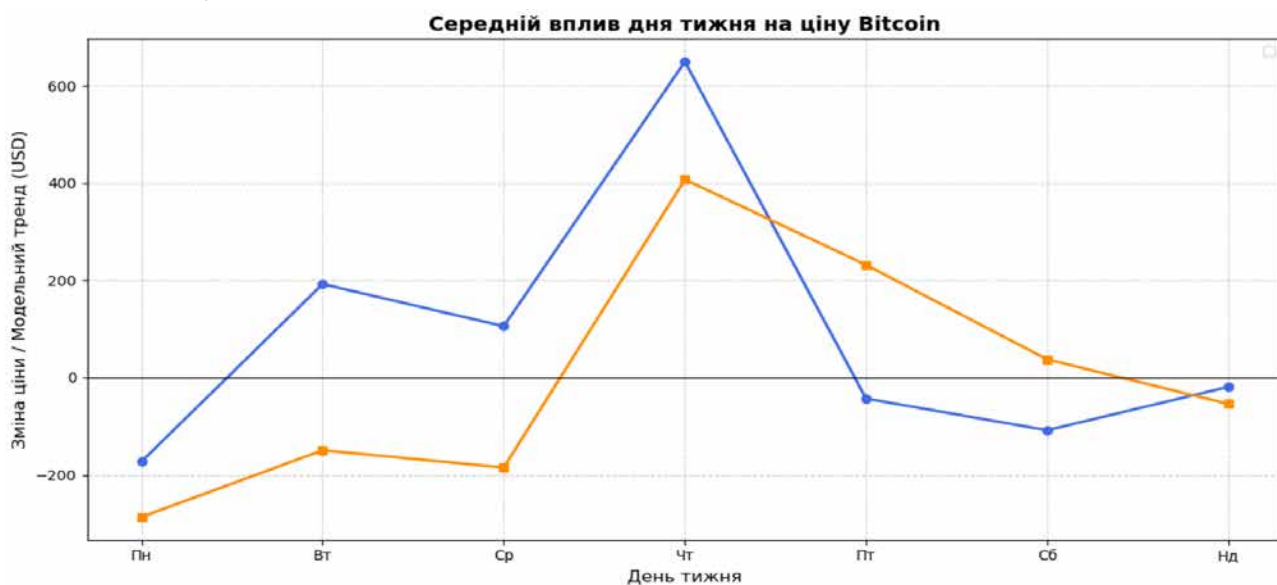
Найвищий середній приріст спостерігається у четверг, цей день можна вважати найсприятливішим у тижневому розрізі. Дещо менше, але також позитивне зростання відзначається у середу. Понеділок, вівторок та п'ятниця демонструють незначні або помірно негативні зміни, що пояснюється фіксацією прибутку після вихідних або перед завершенням робочого тижня. Субота та неділя характеризуються зниженням активності і невеликим спадом або фіксацією вартості, що логічно пов'язано зі зменшенням обсягів торгів у вихідні.

Отримані результати свідчать, що трейдери проявляють підвищену активність у середині тижня, що корелює з даними з традиційних фінансових ринків. Знання середніх коливань цін за днями тижня допомагає визначати оптимальні моменти для входу чи виходу з позиції, особливо для короткострокових спекулятивних стратегій. Урахування сезонності може покращити точність моделей, що базуються на часових рядах (Prophet), оскільки вона враховує не лише тренди, а й повторювані тижневі ефекти.

Для подальшої деталізації дослідження тижневої сезонності цін криптоактивів було побудовано три порівняльні графіки для Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH) та Binance Coin (BNB).

На кожному з них зображено два ряди даних:

- синя лінія – реальні середні зміни ціни за днями тижня
- помаранчева лінія – модельна лінія Prophet, що показує тижневу сезонність, виявлену на основі адитивної часової моделі.



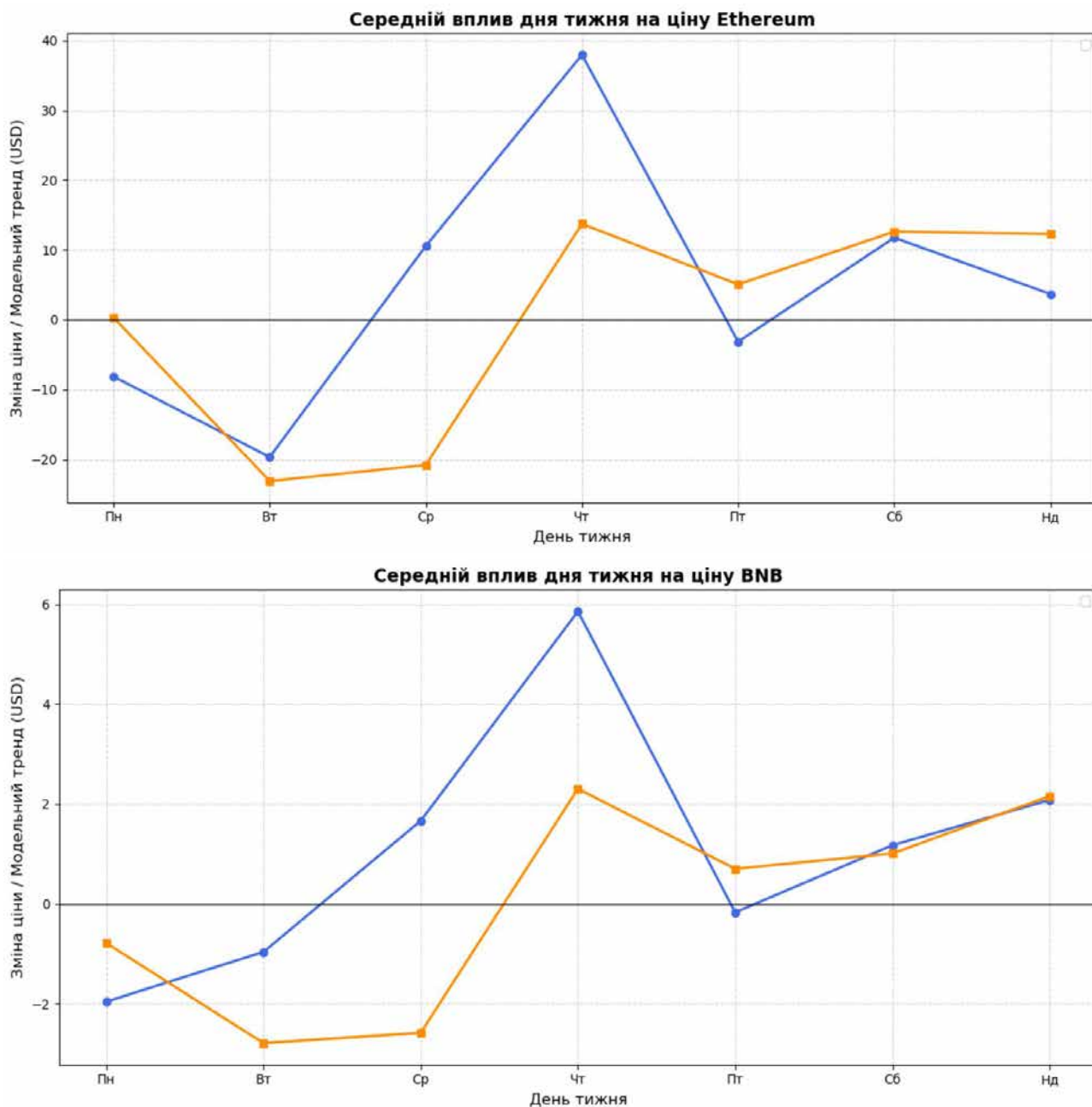


Рис. 3.5 Середня зміна вартості активу залежно від дня тижня та модельне сприйняття.

Графічне поєднання дає змогу порівняти, наскільки реальні коливання збігаються з модельними оцінками і наскільки точно Prophet відтворює закономірності крипторинку.

Графік Bitcoin демонструє найвиразнішу циклічність серед усіх активів. Помаранчева лінія відображає модельну сезонність: згладжений профіль із максимумом у четвер та мінімумом у понеділок. Вона підтверджує реальну закономірність, але з меншими амплітудами, що природно для моделі, яка усуває шуми. Така схожість ліній свідчить, що Prophet точно вловив повторюваний щотижневий цикл Bitcoin

Ethereum ж показує схожу форму тижневого циклу, але з меншими коливаннями. Реальні дані вказують на зниження в понеділок і вівторок, потім на поступове зростання у середу і пік у четвер. У п'ятницю спостерігається невеликий спад, після чого крива знову вирівнюється у вихідні. Модельна форма показує, що тижнева сезонність Ethereum синхронізована з Bitcoin, проте має менший масштаб і меншу волатильність. Це підтверджується кореляцією між BTC та ETH.

Третій графік ілюструє поведінку Binance Coin, яка має значно меншу амплітуду змін. Реальні значення показують аналогічний ритм з ETH. Для BNB вплив дня тижня виражений слабше, що пов'язано з його внутрішньою функцією в екосистемі Binance, а не лише як спекулятивного активу.

Знайдене повторення для активів різної ринкової капіталізації підтверджує структурну єдність крипторинку. Поведінка учасників формується не стільки індивідуальними характеристиками активів, скільки поведінковою закономірністю трейдерів. Зіставлення результатів Prophet демонструє, що модель виявляє однакові фази: зростання в середині тижня й спад на початку незалежно від базових даних, алгоритм вловлює реальний ритм ринку, відповідно – сезонність має статистично значущий характер.

Подібність форм трьох графіків дозволяє зробити висновок про високий ступінь кореляції між активами, описані в пункті 2.3 роботи. Цікавим є те, що активи не лише рухаються в одному напрямку, а й роблять це в один і той самий час тижня та місяця. Це важливе спостереження для портфельного аналізу: навіть за різних ваг і часткової диверсифікації, вплив спільних фаз залишатиметься.

3.3 Розроблення та навчання моделі Prophet для прогнозування цін криптовалютних активів

Розроблення та навчання моделі прогнозування на основі бібліотеки Prophet ґрунтується на сучасних підходах машинного навчання до аналізу часових рядів. Дана модель належить до моделей розкладу часових рядів і забезпечує автоматичне врахування трендової, сезонної та залишкової складових процесу,

що робить її придатною для дослідження високоволатильних фінансових даних, зокрема ринку криптовалют. [45]

На початковому етапі (див. дод. В) реалізовано зчитування історичних даних про динаміку цін криптовалютних активів. За допомогою функції `pandas.read_excel()` дані завантажено у структуру `DataFrame` із колонками «Data» та наприклад, «Bitcoin». З метою виявлення базових закономірностей здійснено групування даних за днями тижня із застосуванням атрибутів `dt.weekday()` та `groupby()`. Розрахунок середніх змін ціни для кожного дня дозволив попередньо оцінити періодичність і структуру коливань, притаманних криптовалютному ринку.

Після попереднього аналізу здійснено формування навчальної вибірки. Крім основних змінних, до даних додано допоміжний регресор, що характеризує поточний рівень волатильності. Для цього обчислено логарифмічні зміни: `(df['ret'] = df['logy'].diff())` та семиденну ковзну: `(rolling(7).std())`, після чого показник стандартизовано у вигляді `vol7_s`. Такий регресор відображає короткострокову мінливість ринку і є джерелом додаткової інформації для навчання `Prophet`. [46]

Використання регресора здійснюється через функцію `add_regressor('vol7_s', standardize=True)`, яка додає допоміжну змінну до моделі. `Prophet` навчається враховувати не лише сезонні коливання, а й вплив поточної волатильності на майбутні ціни, що підсилює гнучкість прогнозу.

Навчання самої моделі здійснюється на основі параметрів:

- `yearly_seasonality=True`,
- `weekly_seasonality=True`,
- `daily_seasonality=True` – активація відповідних сезонних компонент;
- `seasonality_mode='additive'` – модель розкладу;
- `changepoint_prior_scale=0.6` – параметр контролює гнучкість тренду, визначаючи, наскільки сильно модель реагує на структурні зміни;

- `seasonality_prior_scale=7` – ваговий коефіцієнт сезонної складової, який задає рівень її впливу;
- `interval_width=0.95` – ширина довірчого інтервалу прогнозу.

Ключовим моментом є додавання спеціальних сезонностей. За допомогою функцій `add_seasonality(name='monthly', period=30.5, fourier_order=10)` та `add_seasonality(name='quarterly', period=91.5, fourier_order=5)` до моделі включено місячну та квартальну сезонність.

Використання розкладу Фур'є дозволяє моделювати плавні, неперіодичні коливання ціни з різною частотою, тому вибір параметра `fourier_order` є важливим елементом моделювання: більше значення надає моделі більшу гнучкість, але може підвищити ризик перенавчання.

Етап навчання моделі реалізується викликом методу `m.fit(train)`, який запускає внутрішню процедуру оцінки параметрів моделі на основі байєсівської оптимізації. Кожен етап навчання включає оновлення параметрів α та β у межах адитивної моделі, що дозволяє поступово зменшувати різницю між передбаченням і фактичними значеннями. Алгоритм також самостійно визначає «changepoints» – точки перелому тренду, де поведінка ринку зазнає різких змін, наприклад під час переходу від фази росту до фази падіння. Це дає змогу Prophet ефективно відслідковувати структурні зміни без ручного втручання аналітика. Це дозволяє віднести Prophet до класу імовірнісних моделей машинного навчання, які формують прогноз не лише у вигляді точкових оцінок, а й у вигляді повного розподілу можливих значень. Модель, навчившись на історичних даних, адаптує внутрішні коефіцієнти тренду й сезонних складових, створюючи узагальнену функцію, здатну відтворювати поведінку часових рядів навіть за умов нестабільних змін. [47]

Далі формується майбутній часовий інтервал за допомогою функції `make_future_dataframe(periods=HORIZON_DAYS, freq='D')`. У роботі горизонт прогнозу становить 45 днів, що забезпечує можливість короткої та середньострокової оцінки динаміки ціни. Побудова прогнозу здійснюється за `m.predict(future)`, який повертає повну таблицю результатів (`yhat`), верхню і

нижню межі довірчого інтервалу ($yhat_upper$, $yhat_lower$). Результати навчання та прогнозування відображено графічно за допомогою бібліотек `matplotlib` і `plotly`.

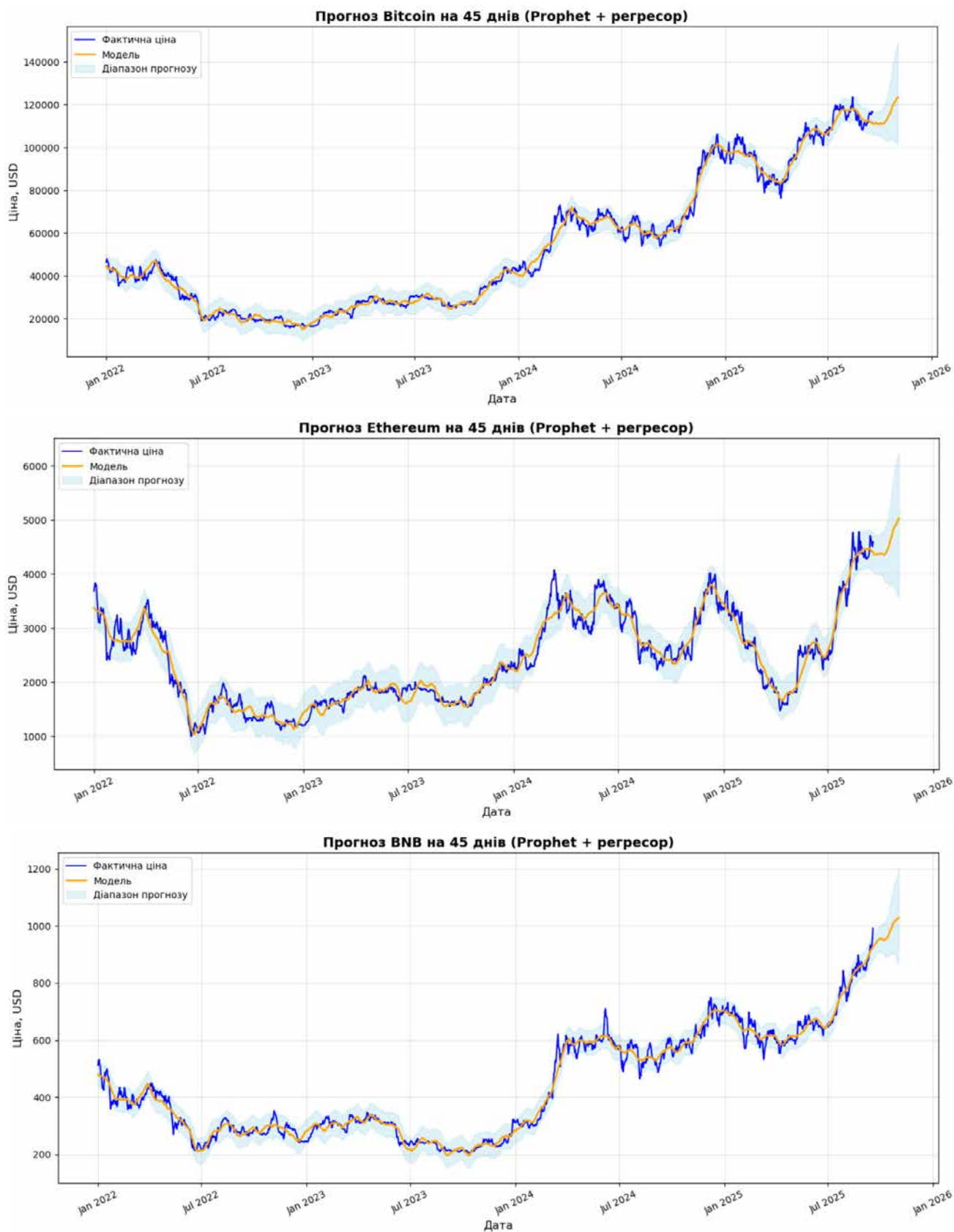


Рис. 3.6 Прогнозні графіки обраних криптовалютних активів.

Для Bitcoin прогноз Prophet на 45 днів показує потенціал зросту курсу у межах 120 тис. дол. США. Розширення довірчого інтервалу відображає невизначеність, властиву нелінійним процесам у ринкових часових рядах.

Ethereum демонструє схожі тенденції, однак із дещо іншою амплітудою коливань. Починаючи з 2024 року, модель чітко фіксує стаке відновлення ціни. Прогноз на 2025 рік демонструє формування чіткої висхідної тенденції до 5000 дол. США, при цьому довірчий інтервал помітно розширюється у верхньому напрямку.

Binance Coin характеризується меншою амплітудою коливань і більш стабільною динамікою. Модель точно відтворює поступове зростання ціни, яке зберігається протягом останніх двох років вибірки, що підтверджує відносну стійкість токена до глобальних ринкових шоків. Прогнозна частина демонструє плавний висхідний рух із помірним розширенням інтервалу, що свідчить про очікуване подальше укріплення позицій активу.

Використання Prophet у поєднанні з додатковим регресором волатильності дозволило суттєво зменшити похибку та підвищити точність передбачення у короткостроковому горизонті, де більшість класичних економетричних підходів зазнають труднощів. Побудовані графіки прогнозів не лише візуалізують результат навчання моделі, а й підтверджують її здатність відтворювати реальні ринкові процеси з високим ступенем достовірності. Модель Prophet продемонструвала ефективність як у відтворенні історичних закономірностей, так і у формуванні прогнозу на основі складних багатофакторних часових рядів.

Висновок за розділом 3

Дослідження підтвердило ефективність використання методів машинного навчання та економетричного моделювання для прогнозування цін криптовалютних активів. Застосування моделі EGARCH дало змогу глибоко проаналізувати волатильність ринку, визначити наявність кластерів нестабільності та «ефект важеля», що є характерним для високоволатильного ринку криптовалют. Отримані результати показали, що модель EGARCH точніше

відображає реакції ринку, формуючи нижчі, але реалістичніші оцінки ризику порівняно з GARCH, яка має схильність до завищення волатильності.

Паралельний аналіз сезонних і часових закономірностей із використанням Python засвідчило існування повторюваних патернів у динаміці цін. Виявлено підвищену торговельну активність у середині тижня та зниження волатильності у інші дні, що свідчить про циклічність криптовалютного ринку. Такі результати мають прикладне значення для розроблення інвестиційних стратегій, орієнтованих на короткострокові закономірності та поведінкові реакції учасників ринку. Подальше використання моделі Prophet, що належить до класу адитивних алгоритмів машинного навчання, дало змогу здійснити якісне прогнозування цін криптовалют. Завдяки поєднанню сезонних, трендових і стохастичних компонентів, а також використанню стандартизованої волатильності як регресора, модель забезпечила високу точність прогнозу.

Прогнозні графіки для Bitcoin, Ethereum і BNB підтвердили узгодженість між фактичними та модельними значеннями, відображаючи поступове зростання у середньостроковій перспективі з реалістичним рівнем невизначеності.

ВИСНОВОК

Магістерська кваліфікаційна робота надала змогу всебічно розкрити сутність, закономірності та механізми формування цін криптовалютних активів у контексті сучасної глобальної фінансової системи, а також обґрунтувати ефективність використання методу машинного навчання для моделювання та прогнозування цінової динаміки. Поставлена мета щодо дослідження та практичного застосування статистичних методів і алгоритмів машинного навчання для моделювання та прогнозування цін криптовалютних фінансових активів досягнута повністю.

Криптовалютний ринок характеризується високим рівнем волатильності, короткими циклами формування цін і підвищеною чутливістю до поведінкових та спекулятивних чинників. Це зумовлює потребу у використанні спеціалізованих моделей, здатних урахувати: тренд, автокореляцію та сезонність часових рядів. Застосування середніх ковзних (SMA, EMA, WMA) як інструменту первинного аналізу дало змогу ідентифікувати основні тренди ринку, виділити короткострокові фази зростання та спаду, а також визначити сигнальні buy/sell зони. Зокрема, аналіз середніх ковзних із періодами 7, 14 і 30 днів дозволив виявити закономірність перетину швидкої та повільної середніх як показник потенційної зміни ринкового тренду. Розроблена в межах роботи система базується на комбінації економетричних методів (GARCH, EGARCH) та алгоритмів машинного навчання (Prophet), що забезпечує точніше відтворення динаміки крипторинку й більш достовірне прогнозування майбутніх змін.

У ході основного дослідження було доведено, що моделі типу GARCH ефективно описують процеси волатильності притаманні цифровим активам, виявляючи явище кластеризації ризику. Стандартна модель GARCH(1,1) надала обмеження у вигляді симетричного реагування на шоки, що призводило до переоцінки ризику у спокійні періоди. Для усунення цих недоліків застосовано модель EGARCH, яка враховує нерівномірність впливу позитивних і негативних подій на ринку, що названо «ефектом важеля». Параметри цієї моделі показали, що при негативних новинах волатильність зростає значно сильніше чим при

позитивних, що є типовим для ринків високоризикових активів. У результаті, оцінка ризику за EGARCH виявилася нижчою, а поведінка дисперсії стабільнішою, що свідчить про більш реалістичне відображення ринкових процесів.

Подальше дослідження за допомогою моделі Prophet дало змогу прогнозувати ціни криптовалютного портфелю. Сама модель показала високу ефективність у розпізнаванні сезонних, трендових компонентів. Prophet адаптується до структурних змін часових рядів і автоматично визначає переломні точки, що дозволяє будувати прогнози навіть за умов різкої зміни ринкових факторів. У процесі навчання моделі було виявлено, що криптовалюти демонструють наявність як короткострокових сезонних закономірностей, так і більш тривалих трендів, пов'язаних із загальною динамікою світової економіки та поведінкою інвесторів. Аналіз показав, що активність учасників ринку зростає у середині тижня, що пов'язано з концентрацією торгових обсягів у періоди підвищеної ліквідності. Ці висновки узгоджуються з результатами досліджень традиційних фінансових ринків, підтверджуючи наявність схожих поведінкових патернів.

Прогнозні результати для основних криптовалют портфелю (Bitcoin, Ethereum, Binance Coin, Solana, XRP) виявили загальну тенденцію до стабілізації ринку з поступовим переходом у фазу помірному зростання. Для Bitcoin модель Prophet передбачила висхідний тренд із короткостроковими флуктуаціями, що відповідає структурі реальних даних. Ethereum демонструє плавне зміцнення з меншою амплітудою коливань, тоді як BNB та Solana характеризуються нижчою волатильністю та стабільнішою поведінкою. Усі прогнозні інтервали підтверджують високу достовірність моделі, а більшість фактичних значень потрапляють у межі 95% довірчого діапазону. Це засвідчує адекватність навчання моделі та можливість її практичного застосування для короткого та середньострокового прогнозування.

Комплексне використання MA, EGARCH і Prophet дозволило сформувати інтегровану систему оцінювання ризиків і прогнозування цін криптовалютних

активів. Описаний підхід є практично значимим, оскільки дозволяє інвесторам і фінансовим установам оцінювати ризики з урахуванням часових закономірностей та прогнозувати поведінку ринку в умовах невизначеності.

Отримані результати мають як наукову, так і практичну значущість: вони підтверджують ефективність використання машинного навчання у фінансовій аналітиці, а також відкривають перспективи для створення інтелектуальних систем прогнозування ринку криптоактивів. У майбутньому подальше удосконалення запропонованої методики може відбуватися через застосування нейронних мереж глибокого навчання, що здатні враховувати нелінійні залежності та складні взаємозв'язки між криптовалютами, макроекономічними показниками й ринковими індикаторами.

Розроблена ж система аналізу довела свою ефективність і може бути впроваджена у практику фінансового менеджменту. Запропоновані підходи підвищують точність оцінки ризиків, сприяють підвищенню ефективності інвестиційних рішень та створюють основу для подальшого розвитку аналітичних технологій у сфері цифрових фінансів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Гудзь М.І., Кравченко В. М. Моделювання та прогнозування цін криптовалют на основі ковзних середніх. VI Всеукраїнська науково-практична конференція студентів і аспірантів «Теоретичні та прикладні аспекти розробки комп'ютерних систем» зб. тез доп. (Київ, 25 квіт. 2024 р.). НУБіП України. Секція «Цифрових технологій та математичних методів в економіці». URL: <https://salو.li/38b9Ae9> (дата звернення: 03.09.2025).
2. Гудзь М.І., Кравченко В. М. Моделювання та прогнозування цін на криптовалютні фінансові активи. VII Всеукраїнська науково-практична конференція студентів і аспірантів «Теоретичні та прикладні аспекти розробки комп'ютерних систем» зб. тез доп. (Київ, 24 квіт. 2025 р.). НУБіП України. Секція «Цифрових технологій та математичних методів в економіці». URL: <https://www.nubip.edu.ua/node/165268> (дата звернення: 03.09.2025).
3. Гудзь М.І., Кравченко В. М. Середні ковзні як інструмент визначення ринкових сигналів криптовалютних активів. XV Міжнародна науково-практична конференція молодих вчених «Інформаційні технології: економіка, техніка, освіта» зб. тез доп. (Київ, 8 лист. 2024 р.) НУБіП України. Секція «Цифрова економіка: інструменти, моделі та методи». URL: <https://www.nubip.edu.ua/node/155353> (дата звернення: 03.09.2025).
4. Гудзь М.І., Кравченко В. М. Прогнозування ціни криптовалюти Bitcoin з використанням моделі Prophet. XVI Міжнародна науково-практична конференція молодих вчених «Інформаційні технології: економіка, техніка, освіта» зб. тез доп. (Київ, 28 жовт. 2025 р.) НУБіП України. Секція «Цифрова економіка: інструменти, моделі та методи». URL: <https://salو.li/Bb4d710> (дата звернення: 05.11.2025).
5. Гудзь М.І. НУБіП України. Конкурс студентських наукових робіт 2025 року, результати та нагородження переможців Київ. НУБіП України, 2025. 1 квіт. 2025 р. URL: <https://nubip.edu.ua/node/163622> (дата звернення: 03.09.2025).
6. Investopedia. What Was the First Cryptocurrency? [Електронний ресурс]. URL: <https://www.investopedia.com> (дата звернення: 03.09.2025)

7. Nakamoto S. Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System (White Paper). [Електронний ресурс]. URL: <https://sal0.li/2FfC810> (дата звернення: 04.09.2025).
8. Височин Є. В. Регламентування використання криптовалют в Україні та світі. Економіка, фінанси і право. 2025. № 6. (дата звернення: 09.09.2025).
9. “What Are Altcoins? A Guide For Investors in March 2025” Forbes. [Електронний ресурс]. URL: <https://www.forbes.com/sites/digitalassets/article/what-are-altcoins/> (дата звернення: 04.09.2025).
10. CoinGecko «курси криптовалют» [Агрегатор даних] URL: <https://www.coingecko.com/uk/coins/bitcoin> (дата звернення: 04.09.2025)
11. Blockchain технологія: що це простими словами. Огляд і опис: історія, принцип роботи, застосування [Електронний ресурс] URL: <https://biznescat.com/crypto/362-blockchain-tekhnologiya.html> (дата звернення: 10.09.2025)
12. Аналіз розвитку криптовалют на віртуальному ринку фінансових послуг [Стаття] URL: http://www.economy.nayka.com.ua/pdf/7_2021/77.pdf (дата звернення: 10.09.2025)
13. Supra Academy. Transactions Per Second (TPS) in Blockchain: What It Is and Why It Matters. 2024. [Стаття]. URL: <https://supra.com/academy/transactions-per-second/> (дата звернення: 10.09.2025).
14. Greenberg A. The Rise and Fall of the World’s Largest Bitcoin Exchange. Wired. 2014. [Електронний ресурс]. URL: <https://www.wired.com/2014/03/bitcoin-exchange/> (дата звернення: 10.09.2025).
15. Corbet S., Lucey B., Yarovaya L., Katsiampa P. Macroeconomic determinants of cryptocurrency performance: Evidence from global data. Review of Economics. 2025. URL: <https://sal0.li/069a745> (дата звернення: 10.09.2025).
16. Кушніренко О. О., Шкляр Т. В. Вплив макроекономічних факторів на динаміку криптовалютних активів. Фінанси України. 2023. № 9. С. 44–58.
17. Chainalysis. One Year Since the Start of the War in Ukraine: How Cryptocurrency Has Been Used in the Russia–Ukraine Conflict. 2023. [Електронний

ресурс]. URL: <https://www.chainalysis.com/blog/russia-ukraine-war-cryptocurrency-one-year/> (дата звернення: 20.09.2025).

18. Corbet S., Lucey B., Yarovaya L., Katsiampa P. Macroeconomic determinants of cryptocurrency performance: Evidence from global data. *Review of Economics*. 2025. URL: <https://salo.li/46b7235> (дата звернення: 20.09.2025).

19. Investopedia. Moving Average (MA): Definition, Types, and Examples. 2024. [Стаття] URL: <https://www.investopedia.com/terms/m/movingaverage.asp> (дата звернення: 10.10.2025).

20. MathWorks. Moving Average Filtering MATLAB Documentation. 2024. URL: <https://www.mathworks.com/help/signal/ref/movmean.html> (дата звернення: 10.10.2025).

21. Yahoo Finance. Technical Analysis: Moving Averages Explained. 2024. [Електронний ресурс] URL: <https://salo.li/17CAceE> (дата звернення: 30.09.2025).

22. Hull, J. *Options, Futures, and Other Derivatives*. 11th ed. Pearson Education, 2023. [Посібник]

23. Supra Academy. Moving Averages in Crypto Trading: Signals and Trends. 2024. [Електронний ресурс] URL: <https://supra.com/academy/moving-averages-in-crypto-trading> (дата звернення: 28.09.2025).

24. Investopedia. Value at Risk (VaR): Definition, Calculation, and Examples. 2024. [Стаття] URL: <https://www.investopedia.com/terms/v/var.asp> (дата звернення: 10.09.2025).

25. Interactive Brokers. Understanding Value at Risk (VaR). 2024. [Стаття] URL: <https://www.interactivebrokers.com/en/software/var.php> (дата звернення: 18.10.2025).

26. Sarikaya A. *Deep Learning and Machine Learning Based Sentiment Analysis on BitCoin (BTC) Price Prediction*. [Ebook] URL: <https://salo.li/3b2462d> (дата звернення: 20.09.2025)

27. Jorion, P. *Value at Risk: The New Benchmark for Managing Financial Risk*. McGraw-Hill Education, 2022. [Посібник] (дата звернення: 20.09.2025)

28. Галушка Є.О., Пакон О.Д. Сутність криптовалют та перспективи їх розвитку 2017р. 280 – 638с. [Посібник] (дата звернення: 30.09.2025)
29. Bollerslev T. Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity [Наукова стаття] Journal of Econometrics. [Посібник] URL: <https://sal0.li/6F8ad04> (дата звернення: 30.09.2025)
30. Engle R. F. Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation [Наукова стаття] Econometrica. URL: <https://www.jstor.org/stable/1912773> (дата звернення: 30.09.2025)
31. Hansen P. R., Lunde A. A forecast comparison of volatility models: does anything beat a GARCH(1,1)? [Наукова стаття]. Journal of Applied Econometrics 2024. URL: <https://sal0.li/E65C077> (дата звернення: 02.10.2025)
32. Nelson D. B. Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach [Електронний ресурс] Econometrica. URL: <https://sal0.li/11b4bDf> (дата звернення: 02.10.2025)
33. Franses P. H., van Dijk D. Non-linear Time Series Models in Empirical Finance [Монографія]. Cambridge: Cambridge University Press. URL: <https://sal0.li/75435E7> (дата звернення: 07.09.2025)
34. Taylor S. J., Letham B. Forecasting at scale [Наукова стаття]. The American Statistician, 2022. URL: https://facebook.github.io/prophet/docs/quick_start.html (дата звернення: 27.09.2025)
35. Facebook Open Source. Prophet: Forecasting tool for time series data [Електронний ресурс] 2024. URL: <https://github.com/facebook/prophet> (дата звернення: 26.09.2025)
36. Hyndman R. J., Athanasopoulos G. Forecasting: Principles and Practice [Посібник] 2021. URL: <https://otexts.com/fpp3/>
37. Makridakis S., Spiliotis E., Assimakopoulos V. The M4 Competition: 100,000 time series and 61 forecasting methods [Стаття] International Journal of Forecasting. – 2020. URL: <https://sal0.li/B8Fd1a5> (дата звернення: 01.11.2025)
38. Бондар М. І., Дубина М. В. Економетрика [Посібник]. Київ: Центр навчальної літератури, 2021. URL: <https://ir.kneu.edu.ua/handle/123456789/4580>

39. Костюк О. М. Методи аналізу часових рядів у фінансовій аналітиці [Наукова стаття]. Економічний вісник НТУУ “КПІ” 2022. URL: <https://economy.kpi.ua/article/view/2022-45-67> (дата звернення: 01.10.2025)
40. Мельник Т. М., Гнатенко І. А. Ковзні середні як інструмент технічного аналізу на фінансових ринках [Наукова стаття]. Економічний часопис 2023. URL: <https://econjournal.org.ua/article/view/2023-82-112> (дата звернення: 08.09.2025)
41. Murphy J. J. Technical Analysis of the Financial Markets: A Comprehensive Guide to Trading Methods and Applications [Посібник] New York Institute of Finance, 2022. URL: <https://www.nyif.com/technical-analysis-financial-markets>
42. Investopedia. Moving Average (MA) Explained: Uses and Calculation [Стаття] 2024. URL: <https://www.investopedia.com/terms/m/movingaverage.asp> (дата звернення: 25.09.2025)
43. Forex Academy. Identifying Buy/Sell Zones with Moving Averages [Стаття] 2024. URL: <https://www.forex.academy/identifying-buy-sell-zones-with-moving-averages/> (дата звернення: 25.09.2025)
44. Theodossiou P., Ellina P., Savva C. S. Stochastic properties and pricing of bitcoin using a GARCH model [Наукова стаття] Review of Quantitative Finance and Accounting. 2022. URL: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC8984083/> (дата звернення: 15.10.2025)
45. Kleban Y., Stasiuk T. Crypto Currency Price Forecast: Neural Network Perspectives [Наукова стаття]. Вісник НБУ України 2022. URL: <https://journal.bank.gov.ua/en/article/2022/254/03> (дата звернення: 06.10.2025)
46. Jahed M. D., Fathi Z., Zomorrodian G. A Model for Predicting Cryptocurrency Prices Using Meta-Synthesis Methods [Наукова стаття] Business, Marketing, and Finance Open. 2022. URL: <https://salo.li/3046d4B> (дата звернення: 17.10.2025)
47. Facebook метод часових рядів Prophet [Електронний ресурс]. URL: https://facebook.github.io/prophet/docs/quick_start.html#python-api (дата звернення: 18.10.2025)

48. Рішення НБУ «Про здійснення операцій з цифровими фінансовими активами» від 2023 р. (офіційні рекомендації та позиція НБУ щодо ринку VA)
URL: <https://bank.gov.ua/ua/news/all> (дата звернення: 19.10.2025)

49. Про віртуальні активи : Закон України від 17 лют. 2022 р. № 2074-IX.
URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2074-20> (дата звернення: 28.10.2025)

50. Regulation on Markets in Crypto-assets (MiCA) : Regulation (EU) 2023/1114 of the European Parliament and of the Council. URL: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=CELEX:32023R1114> (дата звернення: 28.10.2025)

51. Directive (EU) 2018/843 (AMLD5) : Directive of the European Parliament and of the Council on the prevention of the use of the financial system for the purposes of money laundering or terrorist financing. URL: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=CELEX:32018L0843> (дата звернення: 30.10.2025)

ДОДАТКИ

Додаток А.1

Параметри розв'язувача ×

Оптимізувати цільову функцію: ↑

До: Максимум Мінімум Значення:

Змінюючи клітинки змінних: ↑

Підлягає обмеженням:

\$B\$5 <= 0,001
 \$B\$5 >= -0,001
 \$B\$6 <= 0,0007458
 \$B\$6 >= 0,0000001
 \$B\$7 <= 1
 \$B\$7 >= 0
 \$B\$8 <= 1
 \$B\$8 >= 0
 \$B\$9 = 1

Додати

Змінити

Видалити

Скинути

Завантажити/зберегти

Зробити необмежені змінні не від'ємними

Виберіть метод розв'язання: ↓ Параметри

Параметри розв'язувача для моделі GARCH на прикладі BTC.

Параметри розв'язувача
✕

Оптимізувати цільову функцію: ↑

До: Максимум Мінімум Значення:

Змінюючи клітинки змінних: ↑

Підлягає обмеженням:

Додати

Змінити

Видалити

Скинути

Завантажити/зберегти

Зробити необмежені змінні не від'ємними

Виберіть метод розв'язання: ↓ Параметри

Параметри розв'язувача для моделі EGARCH на прикладі BTC.

Результат: Розв'язувач звівся до поточного розв'язання. Усі обмеження дотримані.

Модуль розв'язувача

Модуль: За методом зведеного градієнта

Час розв'язання: 44,422 Секунди.

Ітерації: 24 Підзадачі: 0

Параметри модуля розв'язувача

Максимальний час Без обмежень, Ітерації Без обмежень, Precision 0,000001

Конвергенція 0,0001, Розмір сукупності 100, Випадкове початкове значення 0, Центральні похідні

Максимальна кількість підзадач: Без обмежень, Максимальна кількість цілочислових розв'язань Без обмежень, Похибка цілого числа 1%

Клітинка цільової функції (Максимум)

Клітинка	Назва	Вихідне значення	Остаточне значення
\$F\$11	Log Likelihood 2	2 958,73	3 023,80

Клітинки змінних

Клітинка	Назва	Вихідне значення	Остаточне значення	Ціле число
\$B\$5	CONST (mu)	0,00068	0,00057	Продовжити
\$B\$6	Log Unconditional variance(omega)	-7,2010439	-1,4260838	Продовжити
\$B\$7	ARCH (alpha)	0,0000	0,2958	Продовжити
\$B\$8	asymmetric term (theta)	0,0000	-0,0833	Продовжити
\$B\$9	GARCH (beta)	0,0000	0,8327	Продовжити

Обмеження

НЕМАЄ

Звіт про результати EGARCH обрахунку.

Програмний код Python для дослідження криптовалютних активів роботи:

```
import pandas as pd
# Завантаження даних
file_path = r"C:\Users\MAIN\Desktop\btc.xlsx"
# Читаємо з одразу потрібними назвами колонок
df = pd.read_excel(file_path, usecols=["Data", "Bitcoin"])
# Перетворення у потрібні типи
df['date'] = pd.to_datetime(df['Data'], errors='coerce')
df['price'] = pd.to_numeric(df['Bitcoin'], errors='coerce')
# Чистимо і сортування (оптимізаційно)
df = df.dropna(subset=['date', 'price']).sort_values('date').reset_index(drop=True)
# День тижня та початок тижня
weekday_map = {0:"Пн",1:"Вт",2:"Ср",3:"Чт",4:"Пт",5:"Сб",6:"Нд"}
df['weekday'] = df['date'].dt.weekday
df['week_start'] = (df['date'] - pd.to_timedelta(df['weekday'], unit='D')).dt.normalize()
# Групування та різниці
weekly_means = df.groupby(['week_start','weekday'])['price'].mean().unstack()
# для кожного дня diff
matrix = weekly_means.diff().rename(columns=weekday_map)
# Результати
matrix = matrix.dropna(how="all")
print(" Перші 5 рядків матриці ")
print(matrix.head().round(2).to_string())
print(" Останні 5 рядків матриці ")
print(matrix.tail().round(2).to_string())
# Середні зміни глобального інтервалу
summary = pd.DataFrame({
    "Сума": matrix.sum(skipna=True),
    "Кількість": matrix.count(),
```

```

})
summary["Середнє"] = summary["Сума"] / summary["Кількість"]
print(" === Середні зміни по кожному дню тижня === ")
print(summary.round(2).to_string())
# Дані
df = df.rename(columns={"Data": "ds", "Bitcoin": "y"})
df["ds"] = pd.to_datetime(df["ds"])
df = df[df["ds"] >= "2022-01-01"]
df["weekday"] = df["ds"].dt.dayofweek
df["diff"] = df["y"].diff()
# Групування по днях
weekly_effect_real = df.groupby("weekday")["diff"].mean().reindex(range(7))
days_labels = ["Пн", "Вт", "Ср", "Чт", "Пт", "Сб", "Нд"]
# Графік
plt.figure(figsize=(12,6))
plt.plot(weekly_effect_real.index + 1, weekly_effect_real.values, marker="o",
linewidth=2, color="royalblue")
# Підписи прямо над точками
for x, y in zip(weekly_effect_real.index + 1, weekly_effect_real.values):
    plt.text(x, y + (weekly_effect_real.max() - weekly_effect_real.min()) * 0.05,
            f"{y:.2f}", ha="center", va="bottom", fontsize=9)
# Автоматичне масштабування Y-осі
y_min, y_max = weekly_effect_real.min(), weekly_effect_real.max()
margin = (y_max - y_min) * 0.5 # відступ 50% від діапазону
plt.ylim(y_min - margin, y_max + margin)
# Оформлення
plt.title("Середній вплив дня тижня на ціну Bitcoin", fontsize=14,
fontweight="bold", fontname="DejaVu Sans")
plt.xlabel("День тижня", fontsize=12, fontname="DejaVu Sans")
plt.ylabel("Середня зміна ціни (USD)", fontsize=12, fontname="DejaVu Sans")

```

```

plt.grid(True, linestyle="--", alpha=0.6)
plt.axhline(0, color="black", linewidth=1)
plt.xticks(range(1,8), days_labels, fontname="DejaVu Sans")
plt.tight_layout()
plt.show()

from prophet import Prophet

# Підготовка даних
df = df.rename(columns={"Data": "ds", "Bitcoin": "y"})
df["ds"] = pd.to_datetime(df["ds"])
df = df[df["ds"] >= "2022-01-01"] # історія з 2022 року

# Модель Prophet
m = Prophet(daily_seasonality=True, weekly_seasonality=True,
            yearly_seasonality=True)
m.add_seasonality(name="monthly", period=30.5, fourier_order=5)
m.fit(df)

# Прогноз тільки для даних файлу
forecast = m.predict(df[["ds"]])

# Середній вплив дня тижня
weekly_effect = (
    forecast.groupby(forecast["ds"].dt.dayofweek)["weekly"]
    .mean()
    .reindex(range(7))
)

days_labels = ["Пн", "Вт", "Ср", "Чт", "Пт", "Сб", "Нд"]

# Побудова графіка
plt.figure(figsize=(12,6))
plt.plot(days_labels, weekly_effect.values, marker="o", linewidth=2,
         color="darkorange")

# Підписи
for x, y in zip(days_labels, weekly_effect.values):

```

```

plt.text(x, y + (weekly_effect.max() - weekly_effect.min()) * 0.05,
         f"{y:.2f}", ha="center", va="bottom", fontsize=9)
# Автоматичне масштабування Y-осі
y_min, y_max = weekly_effect.min(), weekly_effect.max()
margin = (y_max - y_min) * 0.5 # відступ 50% від діапазону
plt.ylim(y_min - margin, y_max + margin)
# Оформлення
plt.title("Модельний вплив на ціну Bitcoin", fontsize=14, fontweight="bold")
plt.xlabel("День тижня", fontsize=12)
plt.ylabel("Модельний тренд (USD)", fontsize=12)
plt.axhline(0, color="black", linewidth=1)
plt.grid(True, linestyle="--", alpha=0.6)
plt.tight_layout()
plt.show()
# Дані
df = df.rename(columns={"Data": "ds", "Bitcoin": "y"})
df["ds"] = pd.to_datetime(df["ds"])
df = df[df["ds"] >= "2022-01-01"]
# Prophet модель
m = Prophet(weekly_seasonality=True, yearly_seasonality=True,
            daily_seasonality=True)
m.add_seasonality(name="monthly", period=30.5, fourier_order=5)
m.fit(df)
future = m.make_future_dataframe(periods=0, freq="D")
forecast = m.predict(future)
# Prophet: середній тижневий ефект
forecast["day_of_week"] = forecast["ds"].dt.dayofweek
weekly_prophet =
forecast.groupby("day_of_week")["weekly"].mean().reindex(range(7))
# Реальні середні зміни (diff)

```

```
df["weekday"] = df["ds"].dt.dayofweek
df["diff"] = df["y"].diff()
weekly_real = df.groupby("weekday")["diff"].mean().reindex(range(7))
days_labels = ["Пн", "Вт", "Ср", "Чт", "Пт", "Сб", "Нд"]
# Графік спарений
plt.figure(figsize=(12,6))
plt.plot(weekly_real.index+1, weekly_real.values, marker="o", linewidth=2,
color="royalblue")
plt.plot(weekly_prophet.index+1, weekly_prophet.values, marker="s", linewidth=2,
color="darkorange")
plt.title("Середній вплив дня тижня на ціну Bitcoin", fontsize=14,
fontweight="bold", fontname="DejaVu Sans")
plt.xlabel("День тижня", fontsize=12, fontname="DejaVu Sans")
plt.ylabel("Зміна ціни / Модельний тренд (USD)", fontsize=12, fontname="DejaVu
Sans")
plt.grid(True, linestyle="--", alpha=0.6)
plt.axhline(0, color="black", linewidth=1)
plt.xticks(range(1,8), days_labels, fontname="DejaVu Sans")
plt.legend()
plt.tight_layout()
plt.show()
```

Програмний код Python, що використовувався у дослідженні прогнозування методом машинного навчання Prophet:

```
import numpy as np
from matplotlib.dates import DateFormatter, AutoDateLocator
import plotly.graph_objects as go
# Параметри
file_path = r"C:\Users\MAIN\Desktop\btc.xlsx"
START_DATE = "2022-01-01"
HORIZON_DAYS = 45
# Читання даних
df = pd.read_excel(file_path, usecols=[0, 1], names=['ds', 'y'], header=0)
df['ds'] = pd.to_datetime(df['ds'], errors='coerce')
df['y'] = pd.to_numeric(df['y'], errors='coerce')
df = df.dropna().sort_values('ds').reset_index(drop=True)
# Обрізка по даті
df = df[df['ds'] >= pd.to_datetime(START_DATE)].reset_index(drop=True)
# Лог-очищення та усунення викидів
df['logy'] = np.log(df['y'])
df['ret'] = df['logy'].diff()
ret_std = df['ret'].std(ddof=0)
if ret_std > 0:
    z = (df['ret'] - df['ret'].mean()) / ret_std
    outliers = z.abs() > 3
    df.loc[outliers, 'logy'] = np.nan
    df['logy'] = df['logy'].interpolate(limit_direction='both')
df['y_clean'] = np.exp(df['logy']).fillna(method='ffill').fillna(method='bfill')
# Волатильність (регресор)
df['vol7'] = df['ret'].rolling(7, min_periods=1).std().fillna(0.0)
df['vol7_s'] = (df['vol7'] - df['vol7'].mean()) / (df['vol7'].std() + 1e-9)
```

```

# Train
train = df[['ds', 'y_clean', 'vol7_s']].rename(columns={'y_clean':'y'})
# Машинне навчання
m = Prophet(
    yearly_seasonality=True,
    weekly_seasonality=True,
    daily_seasonality=True,
    seasonality_mode='additive',
    changepoint_prior_scale=0.6,
    seasonality_prior_scale=7,
    interval_width=0.95
)
m.add_regressor('vol7_s', standardize=True)
m.add_seasonality(name='monthly', period=30.5, fourier_order=10)
m.add_seasonality(name='quarterly', period=91.5, fourier_order=5)
m.fit(train)
# Future
future = m.make_future_dataframe(periods=HORIZON_DAYS, freq='D')
vol_map = train.set_index('ds')['vol7_s'].to_dict()
last_vol = float(train['vol7_s'].iloc[-7:].mean())
future['vol7_s'] = future['ds'].map(vol_map).fillna(last_vol)
forecast = m.predict(future)
# Matplotlib графік
plt.figure(figsize=(14,6))
plt.plot(train['ds'], train['y'], linewidth=1.5, label='Фактична ціна', color='blue')
plt.plot(forecast['ds'], forecast['yhat'], linewidth=2, label='Модель', color='orange')
plt.fill_between(forecast['ds'], forecast['yhat_lower'], forecast['yhat_upper'],
                alpha=0.25, color='skyblue', label='Діапазон прогнозу')
plt.title(f"Прогноз Bitcoin на {HORIZON_DAYS} днів (Prophet + регресор)",
         fontsize=14, fontweight='bold')

```

```

plt.xlabel('Дата', fontsize=12)
plt.ylabel('Ціна, USD', fontsize=12)
plt.legend(frameon=True)
plt.grid(alpha=0.35)
ax = plt.gca()
ax.xaxis.set_major_locator(AutoDateLocator())
ax.xaxis.set_major_formatter(DateFormatter('%b %Y'))
plt.xticks(rotation=25)
plt.tight_layout()
plt.show()
# Plotly графік
fig = go.Figure()
fig.add_trace(go.Scatter(x=train['ds'], y=train['y'], mode='lines',
                        name='Фактична ціна', line=dict(color='blue')))
fig.add_trace(go.Scatter(x=forecast['ds'], y=forecast['yhat'], mode='lines',
                        name='Модель', line=dict(color='orange')))
fig.add_trace(go.Scatter(x=forecast['ds'], y=forecast['yhat_upper'], mode='lines',
                        line=dict(width=0), showlegend=False))
fig.add_trace(go.Scatter(x=forecast['ds'], y=forecast['yhat_lower'], mode='lines',
                        fill='tonexty', fillcolor='rgba(0,0,255,0.12)',
                        line=dict(width=0), name='Діапазон прогнозу'))
fig.update_layout(
    title=f"Інтерактивний прогноз Bitcoin ({HORIZON_DAYS} днів)",
    xaxis=dict(
        rangelslider=dict(visible=True),
        rangeselector=dict(
            buttons=list([
                dict(count=3, label="3міс", step="month", stepmode="backward"),
                dict(count=6, label="6міс", step="month", stepmode="backward"),
                dict(count=12, label="1рік", step="month", stepmode="backward"),
            ])
        )
    )

```

```
        dict(step="all", label="Bci")
    ])
)
),
yaxis_title='Ціна, USD',
template='plotly_white',
hovermode='x unified',
height=650,
width=1100
)
fig.show()
```