

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Національний університет «Острозька академія»
Економічний факультет
Кафедра економіко-математичного моделювання та
інформаційних технологій

Кваліфікаційна робота
на здобуття освітнього ступеня магістра

на тему: **«Ідентифікація оптимальних точок
купівлі-продажу криптовалют на основі методів
машинного навчання»**

Виконала:

студентка 2 курсу, групи МЕК-21
спеціальності 051 «Економіка»
освітньо-професійної програми «Економічна кібернетика»
другого (магістерського) рівня вищої освіти
Стасюк Тетяна Володимирівна

Керівник:

старший викладач
Клебан Юрій Вікторович

Рецензент:

кандидат економічних наук, доцент кафедри теоретичної
та прикладної системотехніки Харківського
національного університету імені Н.В.Каразіна
Чуб Ольга Ігорівна

"РОБОТА ДОПУЩЕНА ДО ЗАХИСТУ"

Завідувач кафедри економіко-математичного моделювання
та інформаційних технологій _____ (проф. Ольга КРИВИЦЬКА)

Протокол № 5 від 05 грудня 2024 р.

Острог, 2024

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ
НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «ОСТРОЗЬКА АКАДЕМІЯ»

Економічний факультет
Кафедра економіко-математичного моделювання та інформаційних технологій
Спеціальність 051 «Економіка»
Освітньо-професійна програма «Економічна кібернетика»

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри економіко-
математичного моделювання та
інформаційних технологій

проф., д.е.н. Ольга КРИВИЦЬКА
“ _____ ” _____ 202__ року

З А В Д А Н Н Я
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ СТУДЕНТА

Стасюк Тетяни Володимирівни

1. Тема роботи: **Ідентифікація оптимальних точок купівлі-продажу криптовалют на основі методів машинного навчання**

керівник роботи: *Клебан Юрій Вікторович, старший викладач.*

затверджено наказом ректора Національного Університету «Острозька академія» від 03 листопада 2023 р. №98.

2. Термін задачі студентом закінченої роботи на кафедрі: *05 грудня 2024 року*

3. Вихідні дані до роботи: *дані з криптовалютного ринку, зокрема історичні дані ціни Bitcoin (BTC/USDT), що включали 1- та 4-годинні часові інтервали, а також ключові метрики: відкриття, максимум, мінімум, закриття ціни (OHLC), та обсяг торгів.*

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити): *1) визначення сутності та значення алгоритмічного трейдингу; 2) здійснення огляду існуючих підходів і стратегій в алгоритмічному трейдингу криптовалютами; 3) розкриття впливу маркет-мейкінгу на ринок криптовалют; 4) огляд ринку криптовалют та його особливостей; 5) концептуальні аспекти економіко-математичних моделей в алгоритмічній торгівлі; 6) розробка та обґрунтування алгоритму для визначення*

оптимальних торгових точок; 7) методологія для валідації та тестування алгоритму; 8) опис результатів валідації та проведення оцінки ефективності алгоритму; 9) визначення напрямків удосконалення алгоритму і надання рекомендацій для подальших досліджень.

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень): графічно зобразити динаміку капіталізації ринку криптовалют, графічно представити індекс глобального впровадження криптовалют, графічно проілюструвати принцип роботи сіткової торгівлі, графічно представити приклад генерації торгових сигналів з нелінійними рівнями сітки, схематично показати принцип роботи розробленого алгоритму, схематично відобразити методологію валідації розробленого алгоритму, графічно зобразити бек-тест та форвард-тест розробленого алгоритму.

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Розділ 1	Клебан Ю. В., старший викладач	26.02.2024	26.02.2024
Розділ 2	Клебан Ю. В., старший викладач	01.05.2024	01.05.2024
Розділ 3	Клебан Ю. В., старший викладач	10.06.2024	10.06.2024

7. Дата видачі завдання: 01 грудня 2023 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів дипломної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1.	Вивчення літератури	Жовтень 2023	+
2.	Розробка змісту (плану)	Лютий-квітень 2024	+
3.	Ознайомлення керівника з текстом кваліфікаційної роботи (чорновий варіант):	Квітень-травень 2024	+
3.1	Розділ 1. Теоретико-методологічні аспекти алгоритмічного трейдингу на криптовалютному ринку	Червень-липень 2024	+
3.2	Розділ 2. Економіко-математичні моделі для ідентифікації оптимальних точок торгівлі	Серпень-вересень 2024	+
3.3	Розділ 3. Емпіричне дослідження та валідація розробленої моделі	Вересень-жовтень 2024	+
4.	Ознайомлення керівника з текстом кваліфікаційної роботи із врахуванням зауважень	Листопад 2024	+
5.	Попередній захист кваліфікаційної роботи	Листопад 2024	+

6.	Рецензування кваліфікаційної роботи	Грудень 2024	+
7.	Здача роботи на кафедрі Реєстрація на Moodle	Грудень 2024	+

Студентка _____ Тетяна СТАСЮК
(підпис)

Керівник роботи _____ Юрій КЛЕБАН
(підпис)

АНОТАЦІЯ
кваліфікаційної роботи
на здобуття освітнього ступеня магістра

Тема: «Ідентифікація оптимальних точок купівлі-продажу криптовалют на основі методів машинного навчання»

Автор: Стасюк Тетяна Володимирівна

Науковий керівник: старший викладач, Клебан Юрій Вікторович

Захищена «.....»2024 року.

Короткий зміст праці: Дослідження присвячене розробці алгоритму для ідентифікації оптимальних точок купівлі та продажу активів на ринку криптовалют, з використанням економіко-математичних моделей та машинного навчання. Враховуючи високий рівень волатильності, нестабільність ринку та зростаючу популярність цифрових активів, запропонований підхід спрямований на мінімізацію ризиків і максимізацію прибутків на флетових ринках. У роботі розглянуто концептуальні аспекти алгоритмічного трейдингу, проаналізовано існуючі підходи та стратегії, такі як маркет-мейкінг, арбітраж і трендовий аналіз. Розроблений алгоритм інтегрував прогноз волатильності за моделлю GARCH з логікою сіткової торгівлі. Порівняння результатів форвардного тестування з імітаційною та наївної моделями показали ефективність алгоритму на флетових ринках, в той же час, підкреслили слабкі сторони у періоди тривалих трендів, особливо спадних. Отримані результати можуть бути корисними для трейдерів, які прагнуть автоматизувати свої стратегії на ринку криптовалют, а також для дослідників і розробників алгоритмічних моделей у сфері фінансів.

Ключові слова: криптовалюта, алгоритмічна торгівля, маркет-мейкінг, GARCH, стратегія сіткової торгівлі.

_____ Тетяна СТАСЮК

ANNOTATION
qualification work
to obtain a master's degree

Topic: **"Identification of optimal buying and selling points for cryptocurrencies on the basis of machine learning methods"**

Author: Tetiana Stasiuk

Academic supervisor: Senior Lecturer, Yurii Kleban

Protected by "....."2024.

Summary of the work: The study is dedicated to the development of an algorithm to identify the optimal points to buy and sell assets in the cryptocurrency market using mathematical and machine learning models. Given the high volatility, market instability and growing popularity of digital assets, the proposed approach aims at minimising risks and maximising profits in flat markets. The paper discusses the conceptual aspects of algorithmic trading and analyses existing approaches and strategies such as market making, arbitrage and trend analysis. The algorithm developed integrates volatility forecasting based on the GARCH model with the logic of grid trading. Comparison of the results of forward testing with simulation and naive models showed the effectiveness of the algorithm in flat markets, while highlighting weaknesses during periods of long trends, especially downtrends. The results may be useful for traders who wish to automate their strategies in the cryptocurrency market, as well as for researchers and developers of algorithmic models in finance.

Keywords: cryptocurrency, algorithmic trading, market making, GARCH, grid trading strategy.

_____ *Tetiana STASIUK*

ЗМІСТ

ВСТУП	8
РОЗДІЛ 1.....	11
ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ АСПЕКТИ АЛГОРИТМІЧНОГО ТРЕЙДИНГУ НА КРИПТОВАЛЮТНОМУ РИНКУ	11
1.1. Сутність і значення алгоритмічного трейдингу	11
1.2. Огляд існуючих підходів і стратегій в алгоритмічному трейдингу криптовалютами.	14
1.3. Вплив маркет-мейкінгу на ринок криптовалют	22
РОЗДІЛ 2.....	25
ЕКОНОМІКО-МАТЕМАТИЧНІ МОДЕЛІ ДЛЯ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ОПТИМАЛЬНИХ ТОЧОК ТОРГІВЛІ.....	25
2.1. Огляд ринку криптовалют та його особливостей	25
2.2. Концептуальні аспекти економіко-математичних моделей в алгоритмічній торгівлі	34
2.3. Розробка та обґрунтування алгоритму для визначення оптимальних торгових точок	39
РОЗДІЛ 3.....	47
ЕМПІРИЧНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ВАЛІДАЦІЯ РОЗРОБЛЕНОЇ МОДЕЛІ	47
3.1. Методологія валідації та тестування алгоритму	47
3.2. Результати валідації та оцінка ефективності алгоритму.....	50
3.3. Напрямки удосконалення алгоритму та рекомендації для подальших досліджень	58
ВИСНОВКИ	61
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ:	65

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

GARCH – Generalized AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity.

ARMA – Autoregressive Moving Average.

LSTM – Long Short-Term Memory.

NLP – Natural Language Processing.

HFT – High-Frequency Trading.

RSI – Relative Strength Index.

ADX – Average Directional Index.

MACD – Moving Average Convergence/Divergence.

AMM – Automated Market Makers.

BTC – Bitcoin.

ETH – Ethereum.

XRP – Ripple.

LTC – Litecoin.

USDT – Tether.

USDC – USD Coin.

PoS – Proof-of-stake.

PoW – Proof of work.

DeFi – Decentralized Finance.

NFT – Non-Fungible Token.

CEX – Centralized Exchange.

DEX – Decentralized Exchange.

ETF – Exchange-Traded Fund.

API – Application Programming Interface.

PnL – Profit and Loss.

ROI – Return on Investment.

ВВП – Валовий Внутрішній Продукт.

ПКС – Паритет Купівельної Спроможності.

ВСТУП

З моменту створення першої криптовалютної мережі у 2009 році, ринок цифрових валют перетворився з нішевого явища на один із найактивніших і найперспективніших фінансових ринків. Сьогодні криптовалюти приваблюють не лише приватних інвесторів, але й великі фінансові установи, які розглядають цифрові активи як можливість диверсифікації інвестиційного портфеля. Ринок криптовалют відрізняється високою волатильністю, інноваційністю, та специфічними ризиками, пов'язаними з регулюванням. Ці характеристики роблять криптовалютний ринок складним для прогнозування, проте надзвичайно привабливим для трейдерів, які прагнуть отримати прибуток на короткострокових коливаннях цін.

Однією з особливостей криптовалютного ринку є його глобальність та доступність: торгівля криптовалютами здійснюється цілодобово по всьому світу. Це значно збільшує обсяги торгівлі та інтенсивність зміни ціни, що, в свою чергу, створює унікальні можливості для використання алгоритмічного трейдингу. Алгоритмічний трейдинг представляє собою автоматизовану торгівлю за допомогою спеціально розроблених алгоритмів, та дозволяє трейдерам швидко обробляти великий обсяг даних та на їх основі приймати зважені рішення з високою швидкістю.

Актуальність дослідження. Застосування алгоритмічного трейдингу в криптовалютному ринку стає все більш актуальним, оскільки обсяги даних, які потрібно враховувати при прийнятті рішень, зростають. В сучасних умовах трейдерам важко обробляти таку кількість інформації вручну, що викликає потребу в автоматизації процесу торгівлі. Алгоритмічний трейдинг дозволяє значно скоротити час на прийняття рішень та знижує вплив людського фактору, що є особливо важливим на криптовалютному ринку, де ціни можуть змінюватися за лічені секунди. Висока волатильність криптовалют створює як

значні можливості для прибутку, так і значні ризики втрат, а тому вимагає розробки надійних алгоритмів для прийняття торгових рішень.

Одним із найважливіших аспектів алгоритмічної торгівлі є ідентифікація оптимальних точок купівлі та продажу, які дозволяють мінімізувати ризики та максимізувати потенційний прибуток. Однак, зважаючи на специфіку криптовалютного ринку, традиційні алгоритми, що використовуються на інших фінансових ринках, можуть виявитися неефективними для торгівлі криптовалютами. Це обумовлено різкими коливаннями, невизначеністю та обмеженим регулюванням криптовалютного ринку. Тому виникає потреба у створенні нових підходів і моделей, які враховували б специфічні особливості криптовалют та адаптувалися до ринкових умов.

Актуальність дослідження також підкреслюється зростаючим інтересом до криптовалют з боку великих компаній, фінансових аналітиків та інституційних гравців, які прагнуть отримати обґрунтовані інструменти для роботи з цим нестабільним, але перспективним ринком. Розробка алгоритмів, які дозволяють трейдерам ідентифікувати оптимальні точки входу та виходу з ринку, сприятиме зниженню ризиків і підвищенню дохідності операцій. Крім того, застосування таких алгоритмів забезпечить більш структурований і обґрунтований підхід до торгівлі, що особливо важливо в умовах постійного зростання кількості ринкових даних.

Метою дослідження є розробка та обґрунтування ефективного алгоритму, що дозволяє ідентифікувати оптимальні точки купівлі-продажу на криптовалютному ринку. Досягнення цієї мети передбачає виконання наступних завдань:

- визначити сутність та значення алгоритмічного трейдингу;
- здійснити огляд існуючих підходів і стратегій в алгоритмічному трейдингу криптовалютами;
- розкрити вплив маркет-мейкінгу на ринок криптовалют;
- провести огляд ринку криптовалют та його особливостей;

- виділити концептуальні аспекти економіко-математичних моделей в алгоритмічній торгівлі;
- розробити та обґрунтувати алгоритм для визначення оптимальних торгових точок;
- визначити методологію для валідації та тестування алгоритму;
- описати результати валідації та провести оцінку ефективності алгоритму;
- визначити напрямки удосконалення алгоритму і надати рекомендації для подальших досліджень;

Об'єктом дослідження є криптовалютний ринок, як платформа для алгоритмічної торгівлі, тоді як **предметом** – методи та алгоритми, що використовуються для ідентифікації оптимальних точок купівлі-продажу на цьому ринку.

У ході дослідження використані такі **методи**: емпіричні (спостереження, порівняння, вимірювання) – для аналізу історичних даних ринку криптовалют, оцінки волатильності, та порівняння ефективності запропонованого алгоритму з наївною стратегією; комплексні (індукції та дедукції, аналізу та синтезу, моделювання) – для розробки торгового алгоритму, його адаптації до ринкових умов та прогнозування поведінки цін на основі моделі GARCH; графічні – для візуалізації результатів тестування; зведення та групування – для структуризації отриманих даних, визначення ключових закономірностей у роботі алгоритму; формалізації – для побудови математичної моделі алгоритму та визначення чітких критеріїв оцінки його ефективності. Використані методи забезпечили комплексний підхід до вирішення поставлених завдань та дозволили отримати обґрунтовані висновки щодо ефективності запропонованого алгоритму в різних ринкових умовах.

РОЗДІЛ 1

ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ АСПЕКТИ АЛГОРИТМІЧНОГО ТРЕЙДИНГУ НА КРИПТОВАЛЮТНОМУ РИНКУ

1.1. Сутність і значення алгоритмічного трейдингу

Алгоритмічний трейдинг (або алготрейдинг) — це процес автоматизованої торгівлі фінансовими активами за допомогою спеціальних програмних алгоритмів. Алгоритми визначають оптимальні точки входу та виходу з ринку, використовуючи запрограмовані інструкції, які аналізують ринкові дані в реальному часі. Основною метою алгоритмічного трейдингу є підвищення ефективності торгових операцій за рахунок точного і швидкого реагування на зміни ринкових умов, що є практично неможливим для людини без допомоги автоматизованих систем.

Важливою особливістю алгоритмічного трейдингу є здатність приймати рішення на основі об'єктивних даних і математичних розрахунків, що значно зменшує вплив людського фактору. Алгоритми дозволяють трейдерам реагувати на ринкові сигнали швидше, роблячи автоматизовані рішення важливим інструментом в реалізації торгових стратегій.

Алгоритмічний трейдинг наділений важливими характеристиками, які є основою його функціонування:

1. Швидкість виконання. Алгоритми здатні виконувати торгові операції за мілісекунди, що дає трейдерам можливість реагувати на ринкові зміни в реальному часі. Швидкість реагування є особливо критичним фактором для ринків з високою волатильністю, де кожна секунда впливає на фінальний результат торгів.

2. Автоматизація процесу. Алгоритмічні системи виконують операції за наперед визначеними умовами та правилами, що дозволяє мінімізувати вплив емоційних факторів і суб'єктивних рішень трейдерів. Це також сприяє зниженню ризику механічних помилок, пов'язаних з людським фактором.

3. Аналіз великих обсягів даних. Алгоритми можуть одночасно обробляти величезні обсяги ринкових даних, оцінюючи різні фактори, які впливають на ціну активів.

4. Адаптивність і масштабованість. Алгоритми можна налаштовувати для роботи з різними ринковими умовами та фінансовими інструментами. Що дозволяє оптимізувати роботу алгоритмів залежно від змін на ринку.

Алгоритмічний трейдинг має низку переваг, які роблять його привабливим для трейдерів, особливо на ринку криптовалют:

- ефективність прийняття рішень: завдяки швидкій обробці даних і відсутності затримок, пов'язаних із людським фактором, алгоритмічний трейдинг дозволяє приймати швидкі та обґрунтовані рішення, що важливо в умовах швидкоплинного криптовалютного ринку;

- оптимізація торгових витрат: визначаючи найкращі ціни для купівлі та продажу, алгоритми зменшують витрати на транзакції і сприяють більш вигідним умовам торгівлі;

- мінімізація людських помилок: автоматизація процесу дозволяє уникнути емоційних рішень, які часто впливають на результати торгівлі, та знижує ризик помилок, пов'язаних із неправильною інтерпретацією ринкових сигналів;

- цілодобова робота: алгоритми можуть працювати безперервно, що особливо важливо на ринку криптовалют, де торгівля ведеться цілодобово.

Незважаючи на численні переваги, алгоритмічний трейдинг має і певні недоліки, які слід враховувати:

- ризики технічних збоїв: алгоритмічні системи залежать від комп'ютерів та інтернет-з'єднання, а тому існує ризик технічних проблем, які можуть призвести до втрат. Наприклад, затримка у виконанні операцій або збій у програмному забезпеченні може мати серйозні наслідки на високоволатильному ринку;

- відсутність гнучкості в нестандартних ситуаціях: алгоритми працюють за заздалегідь визначеними правилами, що обмежує їхню здатність

адаптуватися до несподіваних ринкових умов, таких як сильні обвали ринку або неочікувані новини;

- високий рівень конкуренції: алгоритмічний трейдинг став дуже популярним, і тому трейдери змагаються за мікросекунди, щоб отримати вигоду від ринкових можливостей. Це підвищує вимоги до технологічного оснащення та ефективності алгоритмів, що робить вхідний бар'єр для алгоритмічного трейдингу високим;

- складність моделювання: незважаючи на великі обсяги даних, важко передбачити поведінку ринку, особливо криптовалютного, де багато факторів залишаються непередбачуваними. Надмірна залежність від історичних даних може призвести до неправильних рішень у разі непередбачуваних подій.

Алгоритмічний трейдинг став важливим інструментом для криптовалютного ринку завдяки своїй здатності швидко реагувати на ринкові зміни і мінімізувати ризики. Криптовалютний ринок має особливості, які роблять алгоритмічний трейдинг надзвичайно корисним: висока волатильність, відсутність єдиного регулювання, цілодобова торгівля і різкі зміни цін під впливом як ринкових, так і психологічних факторів. У цих умовах, алгоритмічні стратегії, такі як маркет-мейкінг, арбітраж і трендовий аналіз, дозволяють трейдерам оптимізувати свої торгові рішення, використовуючи автоматизовані інструменти для досягнення більш стабільних результатів.

Таким чином, алгоритмічний трейдинг є невід'ємною частиною сучасного криптовалютного ринку. Його використання дозволяє не лише підвищити ефективність і знизити ризики для трейдерів, але й забезпечити стабільнішу роботу самого ринку, сприяючи підтримці ліквідності та зменшенню волатильності.

1.2. Огляд існуючих підходів і стратегій в алгоритмічному трейдингу криптовалютами

З розвитком фінансових ринків та комп'ютерних технологій алгоритмічний трейдинг став одним із найпотужніших інструментів для сучасних трейдерів. Використання алгоритмів дозволяє не лише автоматизувати рутинні процеси, але й оптимізувати торгові рішення на основі складних математичних моделей і великої кількості ринкових даних. На традиційних фінансових ринках алгоритмічний трейдинг вже давно став звичним явищем, і його частка в торгівлі акціями, облігаціями та іншими активами неухильно зростає [24]. Однак на криптовалютному ринку алгоритмічний трейдинг все ще залишається відносно новим підходом, що обумовлено специфікою ринку, високою волатильністю, цілодобовою доступністю та відсутністю централізованого регулювання.

У криптовалютному трейдингу існує безліч підходів і стратегій, які спрямовані на досягнення різних цілей: від підвищення ліквідності ринку до отримання прибутку від короткострокових коливань цін. Кожна стратегія відрізняється своїм унікальним механізмом дії, набором інструментів та ризиками. До основних методів належать маркет-мейкінг, арбітраж, трендовий аналіз, високочастотний трейдинг та торгівля по часових рамках. Кожен із цих методів має свої історичні корені та особливості реалізації, що забезпечує різноманітність підходів до алгоритмічного трейдингу на криптовалютних ринках.

Однією з основних стратегій є маркет-мейкінг, що забезпечує ліквідність на фінансових ринках через постійне розміщення ордерів на купівлю і продаж. Ця стратегія походить з традиційних фондових ринків, де великі фінансові установи виконували роль маркет-мейкерів. Суть маркет-мейкінгу полягає у підтримці двосторонніх котирувань (ціни купівлі та продажу) для певного активу з метою скорочення спреда (різниці між найкращими цінами купівлі (bid) та продажу (ask) в певний момент часу на

певний актив) та підвищення ліквідності. Ця стратегія дозволяє трейдерам заробляти на різниці між ціною купівлі та продажу. Робота маркет-мейкерів ґрунтується на алгоритмах, які автоматично генерують заявки залежно від ринкових умов.

Boehmer, Fong та Wu (2012) досліджували вплив алгоритмічної торгівлі, зокрема маркет-мейкінгу, на ліквідність, волатильність і інформаційну ефективність акцій на 42 ринках за десятирічний період. Алгоритми маркет-мейкінгу розглядалися як важливий інструмент для зниження трансакційних витрат і підтримання стабільності ринку. Дослідження показало, що алгоритмічні трейдери сприяють скороченню спреду між цінами купівлі та продажу, покращуючи умови для інших учасників ринку. Водночас було виявлено, що, хоча алгоритми зменшують короткострокову волатильність, їх надмірна активність у певних умовах може негативно впливати на довгострокову стабільність ринку.

Li, Deng та Zhu (2014) запропонували нову, «інтелектуальну» модель маркет-мейкінгу, яка враховувала волатильність ринку. Модель була спрямована на забезпечення стабільної ліквідності, управління ризиками інвентаризації та підтримання вузького спреда навіть за умов високої ринкової нестабільності. Результати дослідження демонструють, що запропонований алгоритм ефективно адаптується до мінливих ринкових умов і може забезпечити сталий дохід для маркет-мейкерів, особливо на ринках із низькою ліквідністю.

Дослідження Bao, Nekrasova та Neugebauer (2021) аналізує, як боти з алгоритмами маркет-мейкінгу впливають на поведінку людських трейдерів та ефективність ринків у контрольованих експериментальних умовах. Як і очікувалось, алгоритми покращували ліквідність, зменшували спред і короткострокову волатильність. Проте взаємодія ботів з людьми змінювала ринкову динаміку, оскільки трейдери адаптовували свої стратегії, щоб отримати перевагу над алгоритмами. Дослідження підкреслює, що

алгоритмічний трейдинг має враховувати людський фактор, який впливає на стабільність ринку.

Bergault та Guéant (2021) проаналізували алгоритми маркет-мейкінгу на дилерських ринках, фокусуючись на хеджуванні ризиків і впливі на ринок. Використовуючи математичне моделювання, вони виявили, що маркет-мейкери можуть керувати своїм впливом на ринок через оптимальні стратегії хеджування. Автори також зазначають, що на ринках із високою волатильністю алгоритми маркет-мейкінгу залишаються ключовим фактором для підтримання стабільності.

Іншою популярною стратегією є арбітраж. Він базується на використанні цінових розбіжностей між різними біржами або торговими парами. Це один із найстаріших методів у фінансових ринках, що набув особливої актуальності в умовах криптовалютного трейдингу через фрагментацію ринку. На криптовалютному ринку існує декілька видів арбітражу [47]. Наприклад, міжбіржовий арбітраж дозволяє трейдерам купувати активи на одній біржі з нижчою ціною та продавати на іншій біржі з вищою, отримуючи прибуток навіть з мінімальної різниці цін. В той час як, трикутний арбітраж передбачає торгівлю між трьома валютними парами на одній біржі для отримання вигоди з невідповідності обмінних курсів. На практиці трейдери часто використовують арбітражні боти, які швидко знаходять і реалізують вигідні угоди, але ця стратегія залишається залежною від трансакційних витрат і ризиків затримок.

У своєму дослідженні, Рауна (2018) розглянув принципи розробки та ключові технічні аспекти, що забезпечують ефективність таких систем у криптовалютному середовищі, та розробив архітектуру серверної системи для алгоритмічного арбітражу. Автор зазначає, що через специфіку стратегії, можливості для арбітражу зустрічаються доволі рідко. Це і є чи не основною причиною використання програмного забезпечення для пошуку таких можливостей, та їх негайного виконання. Належна архітектура дозволяє

значно зменшити затримки виконання угод, що є критичним для успіху в арбітражній торгівлі.

Fischer та інші (2019) проаналізували статистичний підхід до арбітражу, заснований на моделюванні відносної вартості активів. Автори показують, як математичні моделі можуть допомогти знаходити арбітражні можливості на ринках з високою волатильністю. Результати підтвердили ефективність статистичного підходу для виявлення арбітражу навіть на фрагментованих ринках.

Berko та інші (2021) створили інтелектуальну систему, яка автоматично ідентифікувала можливості арбітражу на криптовалютних ринках. Алгоритм аналізував цінові розриви між різними біржами та визначав оптимальні точки для входу в угоди. Така система значно скорочує час виявлення можливостей арбітражу, підвищуючи ефективність трейдингу.

Fankhauser (2023) аналізував можливості арбітражу на криптовалютному ринку з використанням імітаційного моделювання. У рамках експерименту було проаналізовано 48 різних криптовалют на 16 біржах для виявлення найбільш прибуткових можливостей. Результати дослідження показують, що системний підхід до ідентифікації можливостей для арбітражу дозволяє стабільно отримувати прибуток навіть за умов високої волатильності.

Oksanova та Kostal (2024) застосували методи машинного навчання для прогнозування появи арбітражних можливостей. Алгоритм аналізував історичні дані криптовалютних бірж і передбачав ймовірність виникнення цінових розривів. Автори показали, що машинне навчання може суттєво підвищити точність прогнозування арбітражу, зменшуючи ризики та підвищуючи прибутковість.

Трендовий аналіз є ще однією важливою складовою алгоритмічного трейдингу. Ця стратегія дозволяє виявляти довгострокові або короткострокові тенденції на ринку, спираючись на технічні індикатори, такі як ковзні середні

або індекс відносної сили. Наприклад, трейдери часто використовують 50-денні та 200-денні ковзні середні для прогнозування майбутнього руху ціни.

Cohen (2020) дослідив алгоритмічні системи прогнозування для визначення трендів на основі часових рядів Bitcoin/USD. Основна увага приділяється використанню методів Darvas Box і лінійної регресії. Метод Darvas Box показав високу точність у прогнозуванні висхідних трендів, зокрема, ефективно ідентифікував зміни цін протягом чотирьох днів після формування тренду. Проте його ефективність у прогнозуванні низхідних трендів була обмеженою, оскільки сигнал втрачав свою значущість після двох днів. Лінійна регресія з періодом у 42 дні виявилася корисною для довгострокових прогнозів, показуючи стабільні результати у визначенні загального напрямку ринку. Автор робить висновок, що обидва методи можуть слугувати цінними інструментами для трейдерів, забезпечуючи ефективне прогнозування ринкових трендів навіть в умовах високої волатильності.

Bitto та інші (2022) застосували методи математичного моделювання для аналізу ринку криптовалют. Автори використали авторегресійні моделі (AR), ковзні середні (MA) та їх комбінації (ARMA) для аналізу часових рядів і виявили, що AR-модель мала найвищу точність прогнозування. Точність прогнозів перевищила 95% для обраних криптовалют. Дослідження підтвердило, що хоч такі моделі є доволі простими, вони є ефективними для прогнозування трендів на волатильних ринках і можуть стати основою для автоматизованих систем трейдингу.

Kleban і Stasiuk (2022) проаналізували ефективність методів машинного навчання у прогнозуванні цін криптовалют. Основну увагу приділено моделі LSTM (Long Short-Term Memory), яка показала кращі результати порівняно з моделями Naïve, ARIMA та FB Prophet. Автори дійшли висновку, що LSTM найефективніше враховує складні тимчасові залежності та високу волатильність ринку. На відміну від ARIMA, яка працювала краще для менш волатильних активів. Дослідження підтверджує, що методи машинного

навчання, зокрема рекурентні нейронні мережі, є потужним інструментом для аналізу та прогнозування цін на нестабільних фінансових ринках.

Однак, попри свою ефективність, трендовий аналіз може бути менш ефективним на флетових ринках (коли ціни на активи коливаються в межах вузького діапазону протягом тривалого часу, не демонструючи чіткої тенденції до зростання або падіння) або в умовах раптових змін.

Високочастотний трейдинг (high-frequency trading, HFT) також займає вагомe місце в алгоритмічному трейдингу. Ця стратегія орієнтована на здійснення великої кількості угод за короткі проміжки часу, що дозволяє трейдерам отримувати прибуток навіть із мінімальних змін ціни. На криптовалютних ринках HFT використовується переважно для торгівлі ф'ючерсами або активами з високою волатильністю.

Chu та інші (2020) дослідили використання високочастотного трейдингу (HFT) із застосуванням стратегій імпульсного трейдингу на криптовалютних ринках. Автори застосували методи статистичного моделювання для вивчення внутрішньоденних змін цін. Основна увага була зосереджена на ідентифікації короткострокових трендів і використанню імпульсів ринку для отримання прибутку. Дослідження показує, що стратегії HFT, засновані на імпульсному трейдингу, є ефективними на ринку криптовалют, в порівнянні зі стратегією пасивного портфеля. Водночас, автори підкреслюють, що ефективність таких стратегій зменшується зі зростанням з розвитком нових технологій та якості і швидкості доступу до ринкових даних.

Qin та інші (2024) запропонували інноваційний підхід до високочастотного трейдингу (HFT) з використанням ієрархічного навчання з підкріпленням. Автори створили трирівневу систему, яка дозволяє адаптувати стратегії трейдингу до постійно мінливих умов ринку. На першому рівні вони розробили агентів, що аналізують ринкові тренди, навчаючись через Q-навчання, яке прискорює процес обробки великих обсягів даних. На другому рівні найуспішніші агенти об'єднуються у «пул стратегій», створюючи набір моделей, які підходять для різних сценаріїв. На останньому рівні спеціальний

алгоритм автоматично обирає найбільш відповідного агента залежно від поточних умов ринку. Під час симуляції торгів криптовалютами, розроблена система перевершила інші сучасні алгоритми, демонструючи на 30% вищу прибутковість і більшу стабільність навіть за різких змін ціни. Дослідження показує, що навчання з підкріпленням може значно покращити ефективність торгівлі, особливо на непередбачуваних криптовалютних ринках.

На практиці ж, високочастотні алгоритми використовуються великими інституційними трейдерами, які мають доступ до передового технічного обладнання та низьколатентного з'єднання з біржами.

Останній метод, торгівля за часовими рамками, передбачає адаптацію алгоритмів до різних часових інтервалів. Наприклад, короткострокові стратегії, такі як скальпінг, орієнтуються на похвилинні графіки, тоді як довгострокові стратегії використовують денні або тижневі дані для аналізу трендів.

Lyukevich та інші (2021) дослідили вибір технічних індикаторів для багаторамкових торгових стратегій. Автори розробили модель, яка об'єднувала дані з різних часових рамок для аналізу волатильності та виявлення трендів. Вони використовували поєднання індикаторів RSI та MACD, у коротких і середніх часових інтервалах, щоб ідентифікувати оптимальні точки входу та виходу. Результати показали, що комбінування даних із декількох часових рамок дозволяє зменшити ризики, пов'язані з короткостроковими коливаннями цін, і підвищити точність прогнозів.

Khurana та інші (2023) аналізували використання автоматизованих алгоритмів машинного навчання (AutoML) для багаторамкового прогнозування цін біткоїна. Автори запропонували систему, яка інтегрує дані з декількох часових рамок (хвилин, годин, днів) для вдосконалення роботи торгових ботів. Система дозволяла ботам враховувати короткострокові тренди разом з довгостроковими патернами, що значно підвищувало точність прогнозів. У дослідженні підкреслено, що використання AutoML може

забезпечити трейдерам підтримку під час прийняття рішень завдяки автоматичному налаштуванню моделей на основі актуальних ринкових умов.

Для активів з високою волатильністю, таких як Dogecoin, торгівля за короткими часовими рамками може бути особливо вигідною, але вона також потребує складного налаштування алгоритмів, щоб уникнути ризиків у неробочі години.

Таким чином, алгоритмічний трейдинг на криптовалютних ринках є багатогранною дисципліною, що включає різні підходи та стратегії, кожна з яких пропонує свої переваги та можливості. Маркет-мейкінг сприяє підвищенню ліквідності і стабільності ринку, забезпечуючи меншу волатильність і зручні умови для торгівлі. Арбітраж, у свою чергу, дозволяє використовувати розбіжності в цінах на різних біржах, що є однією з найпривабливіших можливостей для трейдерів на криптовалютному ринку через його нерегульованість. Трендовий аналіз і торгівля по часових рамках дозволяють трейдерам використовувати довгострокові і короткострокові тенденції, що забезпечує адаптивність алгоритмів до ринкових змін. Високочастотний трейдинг, хоча й потребує значних інвестицій у технічне обладнання, дозволяє заробляти на найменших коливаннях ціни за допомогою численних швидких угод.

У кожного з цих методів є свої обмеження, пов'язані з технічними ризиками, високими витратами на інфраструктуру або залежністю від ринкових умов. Проте всі ці стратегії відображають загальні тенденції розвитку алгоритмічного трейдингу і підкреслюють його важливість у сучасному криптовалютному середовищі. Кожен метод, застосований належним чином, може стати джерелом конкурентної переваги для трейдерів та забезпечити більш стабільну і прибуткову торгівлю на криптовалютних ринках.

1.3. Вплив маркет-мейкінгу на ринок криптовалют

Маркет-мейкінг є одним із ключових компонентів функціонування сучасних фінансових ринків, і криптовалюти не є винятком. Його основна роль полягає у забезпеченні ліквідності, що дозволяє трейдерам та інвесторам купувати і продавати активи без значного впливу на їхню ціну. У контексті криптовалютного ринку, де волатильність і нерівномірний розподіл ліквідності є постійними викликами, маркет-мейкери, як інституційні, так і децентралізовані, відіграють одну з ключових ролей у стабілізації ринку та забезпеченні доступності активів для всіх її учасників.

Основне завдання маркет-мейкерів — створювати глибину ринку, розміщуючи великі обсяги ордерів на купівлю (bid) і продаж (ask) криптовалют. Це дозволяє зменшити спред — різницю між ціною, за яку покупець готовий придбати актив, і ціною, за яку продавець готовий його продати. На популярних криптобіржах, таких як Binance та Coinbase, маркет-мейкери забезпечують ліквідність для сотень торгових пар, у тому числі низьколіквідних токенів. Завдяки цьому, нові чи менш популярні криптовалюти мають можливість залучати трейдерів та інвесторів, що сприяє їхній інтеграції у ширший ринок.

Маркет-мейкери впливають і на швидкість виконання ордерів, що критично важливо для роздрібних трейдерів, особливо якщо вони використовують високочастотний трейдинг. Чим вища ліквідність, тим швидше можна виконати ордер без суттєвого зсуву ринкової ціни. Наприклад, при низькій ліквідності покупка великого обсягу криптовалют може значно підвищити її ціну, але завдяки маркет-мейкерам це стає менш вірогідним.

Крім традиційних маркет-мейкерів, значну роль набувають автоматизовані маркет-мейкери (Automated Market Makers, AMM), які функціонують на децентралізованих платформах, таких як Uniswap або SushiSwap. В основі їхньої роботи лежить використання пулів ліквідності —

спеціальних смарт-контрактів, до яких користувачі додають свої активи у вигляді пар (наприклад, BTC/USDT). Пули автоматично коригують ціни активів залежно від попиту та пропозиції, використовуючи математичні моделі. Учасники, які додають ліквідність у пули, отримують комісію від кожної транзакції, яка здійснюється через цей пул, що стимулює користувачів підтримувати ліквідність, роблячи торгівлю швидкою та прозорою.

Переваги маркет-мейкінгу очевидні. Насамперед це забезпечення стабільності ринку та доступності активів для трейдерів. Завдяки маркет-мейкерам, навіть у періоди високої волатильності, ринки залишаються активними, і учасники можуть виконувати свої ордери без значних втрат на спреді. Додатковою перевагою є зниження транзакційних витрат, що досягається шляхом зменшення спреду та робить торгівлю більш привабливою для роздрібних інвесторів. Крім того, маркет-мейкери стимулюють розвиток нових активів, які завдяки високій ліквідності мають більше шансів на успішне впровадження у ринок.

Проте маркет-мейкінг стикається і з низкою викликів. Висока волатильність криптовалют створює додаткові ризики для маркет-мейкерів, оскільки різкі зміни ціни можуть призвести до збитків. Наприклад, під час раптового падіння ціни маркет-мейкер може залишитися з великим обсягом активів, які втратили свою вартість. Додатково, ринок стикається з проблемами нерегульованої діяльності, що може призводити до різного роду маніпуляцій. Для прикладу спуфінг — практика, за якої трейдер розміщує фіктивні ордери для створення ілюзії попиту або пропозиції, тим самим вводить в оману інших учасників ринку [34]. Інша проблема — змивання спреду (wash trading), коли трейдери симулюють обсяг торгів, здійснюючи операції між пов'язаними обліковими записами [25]. Такі дії не лише спотворюють ринкову інформацію, але і підривають довіру інвесторів до біржі.

Етичні аспекти маркет-мейкінгу потребують ретельного розгляду, особливо в умовах, коли криптовалютний ринок позиціонується як

децентралізований і незалежний від регуляторів. Наприклад, біржі можуть запровадити звітність про торгові обсяги, алгоритмічні стратегії та поведінку учасників. Це дозволить інвесторам отримувати достовірну інформацію, а також допоможе виявляти маніпулятивні практики. Крім того, розробка інструментів для виявлення та запобігання спуфінгу або змивання спреду може зробити ринок справедливішим для всіх її учасників.

Водночас, маркет-мейкінг відкриває можливості для впровадження новітніх технологій. Алгоритмічна торгівля, заснована на штучному інтелекті, дозволяє автоматично адаптувати стратегії залежно від ринкових умов. Наприклад, алгоритми можуть аналізувати великі обсяги даних у реальному часі, прогнозуючи зміни ліквідності й оптимізуючи ордери для мінімізації ризиків. На децентралізованих біржах це може інтегруватися з АММ, створюючи гібридні моделі, що поєднують переваги централізованих і децентралізованих підходів. Такі інновації можуть стати важливим доповненням для великих маркет-мейкерів, які працюють на кількох ринках одночасно, адже вони дозволяють швидко реагувати на ринкову динаміку та підтримувати стабільність за будь-яких умов.

Маркет-мейкінг залишатиметься невід'ємною частиною криптовалютного ринку, адже його внесок у стабільність, розвиток та прозорість є незамінним. Проте подальший розвиток цієї сфери вимагає впровадження нових технологій, адаптації до складних ринкових умов і вдосконалення регуляторних рамок. Це дозволить не лише підвищити ефективність торгівлі, але й забезпечити довгострокову стабільність криптовалютного ринку, сприяючи його інтеграції у глобальну фінансову систему.

РОЗДІЛ 2

ЕКОНОМІКО-МАТЕМАТИЧНІ МОДЕЛІ ДЛЯ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ОПТИМАЛЬНИХ ТОЧОК ТОРГІВЛІ

2.1. Огляд ринку криптовалют та його особливостей

За останнє десятиліття криптовалютна індустрія стрімко розвивалася, перетворившись з нішевого технологічного експерименту на важливу складову світової фінансової системи. Цей сектор охоплює різноманітні цифрові активи, платформи та послуги, які сприяють децентралізованим фінансовим транзакціям та інноваціям.

В основі галузі лежать криптовалюти – цифрові або віртуальні валюти, які використовують криптографію для забезпечення безпеки та функціонують незалежно від центральних банків. Найвідомішою серед них є Bitcoin (BTC), створений у 2009 році анонімною особою чи групою осіб, відомою як Сатоші Накамото. Bitcoin започаткував концепцію децентралізованого реєстру, відомого як блокчейн, який фіксує всі транзакції в мережі комп'ютерів.

Після появи Bitcoin було розроблено багато інших криптовалют, так званих альткоїнів (altcoins). Кожна з них має унікальні функції та сфери застосування. Наприклад, Ethereum (ETH) впровадив смарт-контракти, які дозволяють здійснювати програмовані транзакції та розробку децентралізованих додатків (dApps) [29]. Серед інших відомих криптовалют – Ripple (XRP), яка зосереджена на спрощенні транскордонних платежів, та Litecoin (LTC), яка пропонує швидші транзакції порівняно Bitcoin.

Криптовалюти створюються в результаті майнінгу. Цей процес передбачає розв'язання складних математичних задач для верифікації та запису транзакцій у блокчейні [13]. Майнінг вимагає значної обчислювальної потужності та споживання енергії. Водночас деякі нові криптовалюти використовують альтернативні механізми консенсусу, такі як Proof of Stake (PoS), які є більш енергоефективними.

Окрім самих криптовалют, індустрія включає декілька ключових сегментів:

- **Стейблкоїни (stablecoins)** – цифрові валюти, прив'язані до традиційних активів, таких як долар США або золото, щоб забезпечити стабільність ціни. Відомими прикладами є Tether (USDT) та USD Coin (USDC), які широко використовуються для торгівлі та збереження вартості [32].
- **Децентралізовані фінанси (DeFi)**. DeFi платформи надають фінансові послуги, такі як кредитування, позики та торгівля, без посередників, використовуючи смартконтракти на блокчейн-мережах. Наприклад, Uniswap і Aave пропонують користувачам децентралізовані альтернативи традиційним фінансовим послугам [14].
- **Невзаємозамінні токени (NFTs)**. NFT — це унікальні цифрові активи, які представляють право власності на конкретні об'єкти або контент, від цифрового мистецтва до віртуальної нерухомості. Вони отримали значну популярність у сфері мистецтва та розваг. Торгівлю ними забезпечують платформи, такі як OpenSea [50].
- **Блокчейн (Blockchain)** – базова технологія криптовалют. Це децентралізований реєстр, який фіксує транзакції в мережі. Її застосування виходить за межі фінансів і охоплює такі галузі, як управління ланцюгами поставок, охорона здоров'я та виборчі системи, тощо [27].

Рисунок 2.1. ілюструє глобальну ринкову капіталізацію криптовалют з січня 2020 по листопад 2024 року, підкреслюючи її циклічний та волатильний характер. Ринок стрімко зріс у 2021 році, досягнувши піку понад 2 трильйони доларів США, що було зумовлено зростаючим інтересом інституційних інвесторів до блокчейн-технологій, зокрема до децентралізованих фінансів (DeFi).

У 2022 році відбулось різке падіння ринку, перш за все, через негативні економічні умови, наприклад підвищення облікових ставок. По-друге, крах

криптовалютних бірж, включаючи FTX [43] також призвів до втрати довіри інвесторів.

У листопаді 2024 року, вартість світового ринку криптовалют перевищила 3 трильйони доларів, так як обрання Дональда Трампа президентом США підвищує ймовірність прийняття більш сприятливого регулювання, яке, у свою чергу, може призвести до нового буму на ринку [48].



Рис. 2.1. Глобальна капіталізація ринку криптовалют, 2020-2024

Джерело: [15]

Для розуміння того, як криптовалюти інтегруються у фінансові системи різних країн, важливим є індекс глобального впровадження криптовалют. Високе місце країни в рейтингу свідчить про активне використання криптовалют населенням, інклюзивність цифрових активів та технологічну готовність держави. Він також показує, як криптовалюти стають альтернативою традиційним фінансовим системам, особливо у країнах з економічними труднощами чи обмеженням доступу до банківських послуг.

Індекс глобального впровадження криптовалют – щорічний рейтинг, створений компанією Chainalysis, який оцінює рівень використання

криптовалют у різних країнах світу. Основною метою індексу є виявлення країн, де криптовалюти найбільше впроваджені на рівні населення, незалежно від загального обсягу транзакцій чи розміру економіки [9].

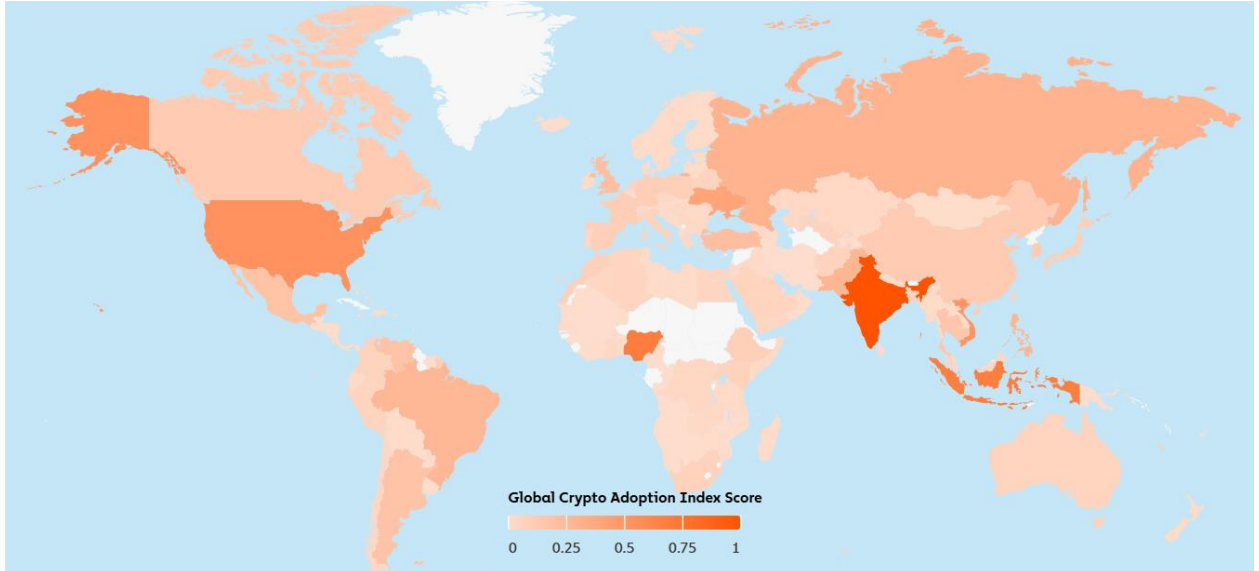


Рис. 2.2. Індекс глобального впровадження криптовалют, 2024

Джерело: [9]

Рисунок 2.2. зображає щорічний глобальний рейтинг впровадження криптовалют. Індекс базується на чотирьох ключових метриках, які зважуються для визначення загального балу кожної країни:

- Загальний обсяг криптовалют, отриманих через централізовані сервіси, скоригований на ВВП на душу населення (з урахуванням паритету купівельної спроможності, ПКС). Цей показник оцінює загальний обсяг криптовалют, які отримують користувачі в кожній країні через централізовані сервіси. Він зважується на ВВП на душу населення за паритетом купівельної спроможності, щоб відобразити значущість активності з криптовалютами відносно середнього доходу жителів країни.
- Обсяг роздрібних транзакцій через централізовані сервіси, скоригований на ВВП на душу населення (за ПКС). Цей індекс фокусується на непрофесійних, індивідуальних користувачах

криптовалют. Він розраховує обсяг криптовалют, отриманих через централізовані сервіси у вигляді роздрібних транзакцій (менше \$10 000), і зважується на ВВП на душу населення (за ПКС), щоб оцінити впровадження криптовалют серед пересічних громадян.

- Загальний обсяг криптовалют, отриманих через DeFi-протоколи, скоригований на ВВП на душу населення (за ПКС). Цей показник оцінює загальний обсяг криптовалют, які отримують користувачі в кожній країні через протоколи децентралізованих фінансів (DeFi). Дані відображають впровадження DeFi відносно доходів жителів.
- Обсяг роздрібних транзакцій через DeFi-протоколи, скоригований на ВВП на душу населення (за ПКС). Вимірює обсяг криптовалют, отриманих через DeFi-протоколи у вигляді роздрібних транзакцій (менше \$10 000). Він зважується на ВВП на душу населення (за ПКС), щоб оцінити індивідуальну взаємодію з DeFi-сервісами.

Таблиця 2.1

Ранжування ТОП-6 країн за індексом глобального впровадження криптовалют, 2024

Країна	Регіон	Загальний рейтинг індексу	Рейтинг централізованого обслуговування	Рейтинг роздрібно централізованого обслуговування	Рейтинг DeFi	Рейтинг роздрібно го DeFi
Індія	CSAO	1	1	1	3	2
Нігерія	Африка на південь від Сахари	2	5	2	2	3
Індонезія	CSAO	3	6	6	1	1
США	Північна Америка	4	2	12	4	4
В'єтнам	CSAO	5	3	3	6	5
Україна	Східна Європа	6	7	5	5	6

*Джерело: побудовано автором на основі даних [9]

У Таблиці 2.1. представлено, як країни розміщуються відповідно до їхніх субіндексів. Ці рейтинги усереднюються і нормалізуються, приймаючи значення від 0 до 1, який визначає місце країни в загальному рейтингу. Лідируючі позиції зайняли наступні країни:

1. Індія – беззаперечний лідер рейтингу, другий рік поспіль посідає перше місце у використанні централізованих сервісів і транзакцій у роздрібному DeFi-секторі.
2. Нігерія, займає друге місце за обсягом отриманих послуг у секторі DeFi.
3. Індонезія лідирує у транзакціях DeFi та займає шосте місце за обсягом централізованих роздрібних операцій.
4. США – четверте місце в рейтингу, завдяки значному зростанню у використанні централізованих сервісів.
5. В'єтнам увійшов до п'ятірки лідерів у кількох категоріях, включаючи централізовані роздрібні операції та отримані послуги DeFi.
6. Україна посідає шосте місце у глобальному рейтингу, зберігаючи провідну позицію в Східній Європі завдяки активній участі у секторі DeFi та роздрібних операціях.

Оскільки впровадження криптовалют у світі продовжує зростати, інфраструктура, яка підтримує цю екосистему, відіграє вирішальну роль у забезпеченні доступу, довіри та зручності для широкого кола користувачів. У центрі цієї інфраструктури знаходяться криптовалютні біржі, які є ключовими платформами для купівлі, продажу та торгівлі цифровими активами.

Криптовалютні біржі можна поділити на два основні типи: централізовані біржі (Centralized Exchange, CEX) та децентралізовані біржі (Decentralized Exchange, DEX), кожна з них відповідає різним потребам користувачів і має свої переваги.

Централізовані біржі управляються організаціями, які виступають посередниками, надаючи зручний інтерфейс, високу ліквідність і широкий

вибір торгових опцій. Користувачі створюють облікові записи на цих платформах, вносять кошти та здійснюють операції. Біржа зберігає активи користувачів, що забезпечує зручність, але водночас вимагає довіри до безпеки та управління платформи. До таких бірж відносяться Binance, Coinbase, та Kraken [33].

Децентралізовані біржі працюють без посередників, використовуючи смарт-контракти для здійснення однорангових транзакцій. Користувачі повністю контролюють свої кошти, здійснюючи торгівлю безпосередньо зі своїх гаманців. Ці біржі створені на блокчейн-мережах, таких як Ethereum або Binance Smart Chain, що забезпечує прозорість і стійкість до цензури. Прикладами таких платформ є Uniswap та SushiSwap [12].

Окрім бірж, кілька інших видів компаній відіграють важливу роль в екосистемі криптовалют:

- провайдери гаманців спеціалізуються на створенні інструментів і пристроїв для безпечного управління криптовалютами. Вони, у свою чергу, поділяються на програмні (додатки або програми) та апаратні гаманці (фізичні пристрої);
- платіжні процесори, які забезпечують можливість здійснення криптовалютних транзакцій, сприяючи ширшому впровадженню криптовалют. Інтегруючи опції криптоплатежів, ці процесори дозволяють бізнесам приймати цифрові валюти, розширюючи базу клієнтів і впроваджуючи сучасні платіжні методи;
- інституційні інвестори – здійснюють значні вкладення у криптовалюту, впливаючи на динаміку ринку та демонструючи зростаючий інтерес.

Ринок криптовалют перебуває на динамічному етапі, формуючись під впливом трансформаційних тенденцій та критичних викликів. Ця екосистема продовжує змінювати традиційні фінансові ринки та відкривати нові можливості для глобальної торгівлі та індивідуального використання.

Інституційне впровадження стало однією з найважливіших подій на ринку криптовалют. Великі фінансові установи все активніше інтегрують продукти та послуги пов'язані з криптовалютами у свої портфелі, що свідчить про зростаючу довіру до цифрових активів. Затвердження криптовалютних ETF (біржових фондів) у США зіграло вирішальну роль у легітимізації ринку, дозволяючи як інституційним, так і роздрібним інвесторам отримати доступ до криптовалют без прямого володіння ними. Ця тенденція відображає ширше прийняття криптовалют, яке більше не обмежується технічно обізнаними користувачами або нішевими інвесторами [21].

Регуляторні ініціативи стали ще одним визначальним аспектом у 2024 році. Уряди по всьому світу встановлюють більш чіткі законодавчі рамки для регулювання криптовалют, вирішуючи давні проблеми невизначеності та ризиків. У США обрання про-криптовалютної адміністрації підвищило очікування більш сприятливих регуляцій, що може спростити бар'єри для бізнесу та інвесторів. Ці регуляторні зусилля спрямовані на те, щоб збалансувати потребу в інноваціях із захистом споживачів, забезпечуючи безпечність і надійність ринку [28].

Попри інновації та зростання впровадження, індустрія стикається з низкою викликів. Одним із найбільш нагальних питань є регуляторна невизначеність. Незважаючи на прогрес у багатьох регіонах, непослідовні та неоднозначні законодавства стають на заваді проведенню глобальних операцій на ринку. Бізнес і інвестори часто стикаються з труднощами у навігації між різними правовими вимогами, що може викликати вагання у впровадженні криптовалют або розширенні діяльності.

Ще одним значущим викликом є безпека. Гучні випадки хакерських атак та шахрайства залишаються постійною загрозою, підриваючи довіру серед користувачів і потенційних інвесторів. Хоча технологічні досягнення покращили заходи безпеки, децентралізована природа криптовалют ускладнює повне усунення ризиків. Ця вразливість є особливо важливою для

нових користувачів, які можуть не знати найкращих практик захисту своїх цифрових активів.

Волатильність – ще одна характерна риса ринку, що стримує його широке впровадження. Раптові коливання цін впливають не тільки на роздрібних інвесторів, а й ускладнюють інтеграцію криптовалют у бізнес-операції. Стейблкоїни частково вирішують цю проблему, пропонуючи менш волатильну альтернативу, але загальна стабільність ринку залишається довгостроковою метою.

Значну увагу привертають екологічні питання пов'язані з майнінгом криптовалют. У відповідь на ці виклики індустрія криптовалют перебуває під тиском переходу до більш екологічних практик. Одним із рішень є впровадження алгоритму Proof-of-Stake (PoS), який значно знижує енергоспоживання порівняно з алгоритмом Proof-of-Work (PoW). Наприклад, Ethereum успішно перейшов на PoS у вересні 2022 року, що дозволило зменшити енергоспоживання мережі на більш ніж 99% [35].

Криптовалютна індустрія за останнє десятиліття перетворилася з нішевого експерименту на важливу складову світової фінансової системи. Ця трансформація була зумовлена розвитком різноманітних цифрових активів, платформ і послуг, які забезпечують децентралізовані фінансові транзакції та інновації. У центрі цієї екосистеми знаходяться криптовалюти, такі як Bitcoin, Ethereum та інші, кожна з яких виконує унікальні функції — від спрощення транскордонних платежів до впровадження смарт-контрактів.

Ключові сегменти галузі, такі як стейблкоїни, DeFi-платформи та блокчейн-технології, розширили функціональність і досяжність криптовалют, сприяючи їх ширшому впровадженню. Незважаючи на помітне зростання, індустрія стикається з низкою викликів, включаючи регуляторну невизначеність, загрози безпеці, волатильність ринку та екологічні проблеми. Однак технологічні досягнення, такі як перехід майнінгу криптовалют на механізм Proof-of-Stake, демонструють потенціал галузі для подолання цих проблем.

Впровадження цифрових активів варіюється у різних країнах світу. Такі держави, як Індія, Нігерія та Україна, демонструють високий рівень залучення завдяки своїм унікальним економічним і технологічним умовам. Інфраструктура, зокрема біржі, провайдери гаранцій і платіжні процесори, відіграє вирішальну роль у підтримці цього процесу.

Ринок криптовалют залишається динамічним, поєднуючи стрімке зростання та інновації з постійними викликами, подолання яких вимагає поєднання регуляторної ясності, технологічних інновацій та підтримка сталого розвитку, щоб забезпечити стабільне та інклюзивне майбутнє для цифрових активів.

2.2. Концептуальні аспекти економіко-математичних моделей в алгоритмічній торгівлі

Алгоритмічна торгівля здійснила революцію на фінансових ринках, дозволивши трейдерам приймати рішення на основі кількісних моделей та аналізу даних у режимі реального часу. На ринку криптовалют, який характеризується цілодобовою доступністю, високою волатильністю та децентралізацією, економіко-математичні моделі є незамінними для управління невизначеністю та оптимізації прибутковості. Ці моделі забезпечують систематичний підхід до аналізу ринкових умов, прогнозування трендів та точного виконання угод. Їх значущість особливо помітна в торгівлі криптовалютами, де часто відсутні традиційні правила та динаміка ринків, і трейдерам доводиться адаптуватися до постійних змін.

Економіко-математичні моделі становлять основу алгоритмічної торгівлі, трансформуючи складну ринкову поведінку в практичні інсайти. Вони базуються на змінних, обмеженнях та цільових функціях для досягнення конкретних цілей, таких як максимізація прибутків або мінімізація ризиків. Наприклад, стратегії, що побудовані на трендових моделях, аналізують

історичні цінові дані для прогнозування майбутніх рухів, тоді як в арбітражі вони виявляють цінові розбіжності між біржами для отримання користі від тимчасових дисбалансів. Моделі вдосконалюються завдяки новим розробкам та сучасним обчислювальним методам, що дозволяють трейдерам орієнтуватися у високочастотному, динамічному середовищі криптовалютних ринків.

Статистичний арбітраж, слідування за трендом і торгівля на імпульсах є одними з найпоширеніших алгоритмічних стратегій на ринках криптовалют, завдяки їхній адаптивності та ефективності у волатильному середовищі. Ці стратегії ґрунтуються на різних теоретичних та обчислювальних основах, кожна з яких розроблена для використання специфічних аспектів ринкової поведінки.

Статистичний арбітраж включає використання статистичних методів для ідентифікації та використання цінових неефективностей між активами або ринками. У торгівлі криптовалютами це зазвичай означає аналіз взаємозв'язків між парами монет або біржами для виявлення тимчасових цінових розбіжностей. Наприклад, якщо Bitcoin та Ethereum демонструють сильну історичну кореляцію, модель статистичного арбітражу може передбачити повернення до середнього рівня, якщо їх ціни почнуть суттєво відхилятися [18].

Концептуально ці стратегії базуються на таких методах, як повернення до середнього (mean reversion) та аналіз коінтеграції. Машинне навчання вдосконалило ці моделі, дозволяючи алгоритмам, навченим на історичних даних, визначати закономірності, та передбачати можливості для арбітражу. У реальному використанні часто враховуються трансакційні витрати та затримки для забезпечення прибутковості. Наприклад, автоматизовані боти відстежують кілька бірж, виконуючи угоди майже миттєво, щоб скористатися різницею в цінах. Дослідження показали, що статистичний арбітраж може демонструвати високі показники успішності на фрагментованих і

децентралізованих ринках криптовалют, де неефективності трапляються частіше, ніж на традиційних ринках [44].

Стратегії слідування за трендом спрямовані на використання стійких рухів цін у певному напрямку, виходячи з припущення, що тренди, ймовірно, продовжуватимуться протягом певного періоду. Ці стратегії широко використовуються в торгівлі криптовалютами через високу волатильність і постійне виникнення сильних трендів на ринку.

Основний механізм полягає в аналізі історичних цінових даних для ідентифікації закономірностей, що свідчать про висхідні чи низхідні тренди. Такі індикатори, як ковзні середні, індекс відносної сили (Relative Strength Index, RSI) та смуги Боллінджера, часто використовуються для визначення точок входу та виходу. Моделі машинного навчання, зокрема нейронна мережа довготривалої пам'яті (Long Short-Term Memory, LSTM), особливо ефективні у визначенні нелінійних залежностей у цінових рухах, що робить їх придатними для прогнозування трендів у волатильних ринкових умовах [46].

Стратегії слідування за трендом працюють, комбінуючи індикатори імпульсу з управлінням ризиками. Наприклад, перетин ковзних середніх генерує сигнал купівлі, коли короткострокова ковзна середня перетинає довгострокову та знаходиться зверху, та продажу, якщо знизу. Ці стратегії ефективні на ринках із явно вираженими трендами, але можуть бути менш успішними під час хаотичних цінових рухів.

Торгівля на імпульсах (momentum trading) тісно пов'язана зі слідуванням за трендом, але фокусується на коротших часових рамках і високочастотних даних. Ця стратегія побудована на принципі, що активи, які нещодавно показали сильний ріст, ймовірно, продовжать зростати, тоді як активи з поганими результатами продовжать падати. Трейдери на імпульсах намагаються скористатися цими динаміками, використовуючи ринкову психологію та поведінку натовпу.

Концептуальна основа спирається на метрики, такі як імпульс ціни, обсяг і волатильність. Технічні індикатори, такі як MACD (Moving Average

Convergence Divergence) або ADX (Average Directional Index), допомагають трейдерам оцінювати силу та напрямок імпульсу [46].

Торгівля на імпульсах особливо ефективна на криптовалютних ринках завдяки їх високій волатильності та частим динамічним трендам, що ґрунтуються на імпульсі. Однак ця стратегія має ризики, оскільки різкі зміни ціни можуть призвести до значних збитків. Ефективні інструменти управління ризиками, такі як стоп-ордера є критично важливими для зменшення цих ризиків.

Хоча описані стратегії базуються на різних принципах, усі вони покладаються на аналіз даних і управління ризиками. Статистичний арбітраж зосереджується на використанні цінових неефективностей між активами, тоді як слідування за трендом орієнтоване на ширші ринкові рухи. Торгівля на імпульсах, у свою чергу, зосереджується на короткострокових можливостях, обумовлених частими перепадами цін. У комплексі ці стратегії пропонують багатий інструментарій для подолання унікальних викликів криптовалютних ринків.

Майбутнє алгоритмічної торгівлі на ринку криптовалют лежить у впровадженні передових технологій і вдосконаленні існуючих моделей. Гібридні стратегії, які поєднують маркет-мейкінг з трендовими моделями або арбітражем, відкривають інноваційні можливості, використовуючи переваги кожного підходу. Лі та інші (2014) інтегрували особливості маркет-мейкінгу з аналізом новин пов'язаних з активами, якими здійснювалась торгівля, тим самим, покращили показники прибутковості та управління ризиками. Дослідження Varzykin та інші (2021) демонструє, як стратегії маркет-мейкінгу можуть поєднуватися з хеджуванням та арбітражем для оптимізації ліквідності та отримання прибутку, показуючи потенціал таких гібридних моделей у мінливих умовах криптовалютних ринків [3].

Децентралізовані фінанси (DeFi) є ще одним рушієм прогресу в алгоритмічній торгівлі. Автоматизовані маркет-мейкінгові протоколи, такі як Uniswap і Curve, використовують математичні алгоритми для організації

децентралізованих пулів ліквідності, усуваючи потребу в традиційних книгах ордерів. Завдяки «майнінгу ліквідності», трейдери можуть надавати активи до цих пулів, відкриваючи можливості для автоматизованого забезпечення ліквідності та оптимізації прибутків. Це впровадження створює нові способи взаємодії алгоритмів із децентралізованими ринками, одночасно підвищуючи ефективність ліквідності [0].

Новітні технології, такі як квантові обчислення та вдосконалені AI-методи, обіцяють ще більше змінити алгоритмічну торгівлю. Квантові обчислення здатні розв'язувати складні оптимізаційні задачі з небаченою швидкістю, дозволяючи коригувати стратегії в режимі реального часу на волатильних ринках, для оптимізації сигналів високочастотного трейдингу та запобіганню шахрайства [23]. Штучний інтелект, особливо за допомогою навчання з підкріпленням, дозволяє торговим системам динамічно адаптуватися до ринкових умов. Генеративні ж моделі можуть бути використані для покращення механізмів тестування, зокрема, для генерування даних для підготовки алгоритмів до рідкісних чи екстремальних ринкових подій.

Попри ці вдосконалення, криптовалютні ринки стикаються з унікальними викликами, включаючи надмірну волатильність, фрагментовану ліквідність та децентралізовану інфраструктуру. Подолання цих труднощів вимагає розробки надійних моделей, здатних адаптуватись до непередбачуваних змін. Вирішення питань відповідності регулюванню також є ключовим, адже прозорість моделей алгоритмічної торгівлі необхідна для підвищення довіри регуляторів та учасників ринку.

Поєднуючи передові технології, інноваційні гібридні стратегії та акцент на вирішенні ринкових викликів, алгоритмічна торгівля в криптовалютах може досягти нових рівнів точності та ефективності, забезпечуючи її подальший розвиток у динамічному світі цифрових активів.

Економіко-математичні моделі є невід'ємною частиною еволюції алгоритмічної торгівлі на криптовалютних ринках. Від аналізу трендів до

маркет-мейкінгу, ці моделі забезпечують структурований підхід до навігації в складнощях децентралізованих, волатильних і фрагментованих ринків. Постійно вдосконалюючи ці моделі та інтегруючи їх з передовими технологіями, трейдери та дослідники можуть відкрити нові можливості для прибутковості та стабільності в одному з найдинамічніших фінансових секторів.

2.3. Розробка та обґрунтування алгоритму для визначення оптимальних торгових точок

Торгівля на криптовалютних ринках вимагає точних та адаптивних рішень для ефективного використання можливостей отримання прибутку. Однією з ключових задач будь-якої торгової стратегії є визначення оптимальних точок для купівлі та продажу активу. Ця задача стає ще більш складною, якщо враховувати екстремальну мінливість цін на криптовалютних ринках, їхню цілодобову роботу та непередбачуваність. Звичні підходи до аналізу, які використовуються на традиційних фінансових ринках, часто виявляються неефективними в таких умовах. Для вирішення цих викликів було розроблено алгоритм, що поєднує принципи сіткової торгівлі (grid trading) [31] та прогнозування волатильності за допомогою узагальненої авторегресивної умовної гетероскедастичної моделі (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity, GARCH). Цей підхід дозволяє адаптувати алгоритм до ринкових умов у реальному часі, позбавляючи від необхідності покладатися на фіксовані рівні чи стоп-лоси, які в умовах волатильності часто дають збої.

Рисунок 2.4. ілюструє основу торгового алгоритму, а саме стратегію сіткової торгівлі. Вона полягає в поділі цінового діапазону на заздалегідь визначені рівні. Коли ціна опускається нижче певного рівня сітки, спрацьовує сигнал на купівлю; коли ж вона перевищує певний рівень, активується сигнал

на продаж. Цей підхід систематично використовує коливання ринку, дозволяючи отримувати прибуток незалежно від напрямку руху ціни.

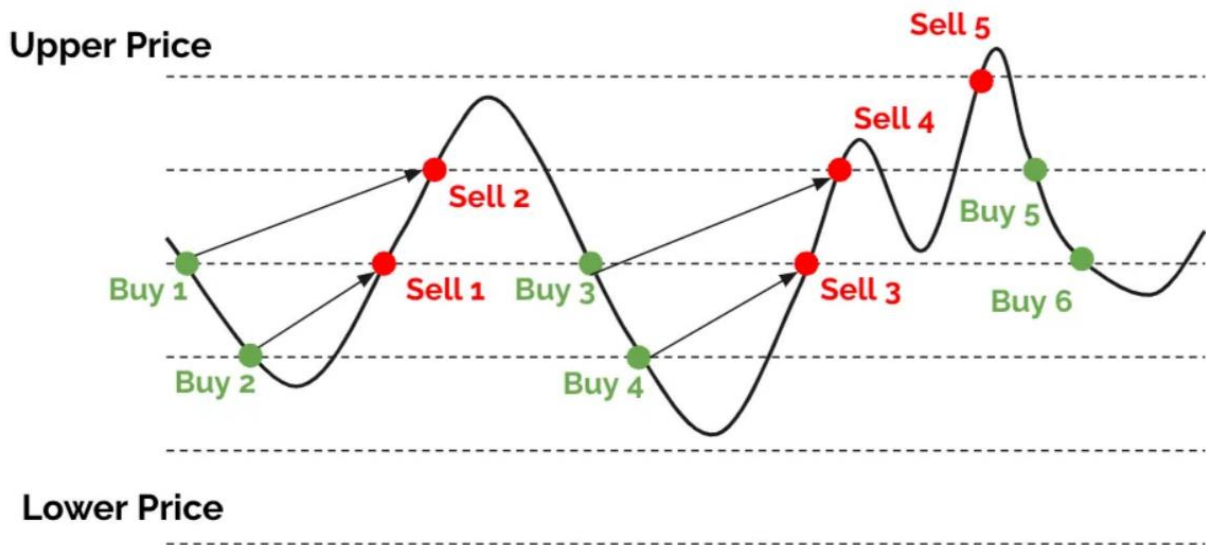


Рис. 2.4. Ілюстрація роботи стратегії сіткової торгівлі

Джерело: [16]

Класичні сіткові стратегії, в яких рівні встановлюються статично, мають суттєвий недолік: вони не враховують змін ринку. Наприклад, за умов низької волатильності фіксовані рівні можуть залишитися нерухомими, не захоплюючи дрібних, але прибуткових коливань. У той же час під час високої волатильності вони можуть спричинити надмірну торгівлю, що збільшує транзакційні витрати та підвищує ризики. У цьому і є ключова перевага розробленого алгоритму – динамічне налаштування сітки на основі прогнозованої волатильності.

Прогнозування волатильності реалізується за допомогою моделі GARCH, яка аналізує минулі цінові зміни для передбачення майбутньої дисперсії. Ця модель була обрана через її здатність захоплювати «кластеризацію волатильності» – явище, за якого періоди сильних цінових коливань чергуються з періодами відносної стабільності [30]. Це особливо важливо для ринку криптовалют, де значні зміни ціни можуть відбуватися без фундаментальних причин.

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha r_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 \quad (2.1)$$

Формула (2.1) описує принцип роботи моделі GARCH. Вона працює за принципом визначення майбутньої дисперсії σ_t^2 через поєднання трьох основних факторів: базової дисперсії ω , впливу останніх змін цін αr_{t-1}^2 та довгострокового тренду волатильності $\beta \sigma_{t-1}^2$. Спрощена структура моделі забезпечує баланс між точністю прогнозування та обчислювальною ефективністю, дозволяючи їй бути ідеальною для алгоритмів, що працюють у реальному часі.

На основі прогнозованої волатильності алгоритм визначає рівні купівлі та продажу навколо поточної ціни активу P_c . Поточна ціна є основою для формування сітки, де рівні купівлі $P_{buy,n}$ розташовуються нижче за цю ціну, а рівні продажу $P_{sell,n}$ – вище. Де n – рівні сітки (grid levels), це число визначає, наскільки далеко сітка знаходиться від поточної ціни. Відстань між рівнями визначається за формулою (2.2) та (2.3), які ілюструють множення прогнозованої волатильності σ_t на рівень сітки n та на заданий коефіцієнт масштабу K .

$$P_{buy,n} = P_c - n * K * \sigma_t, \quad n \in N \quad (2.2)$$

$$P_{sell,n} = P_c + n * K * \sigma_t, \quad n \in N \quad (2.3)$$

Коефіцієнт масштабу (grid multiplier) – це множник, який разом із прогнозованою волатильністю визначає відстань між сітковими рівнями. Іншими словами, він контролює чутливість алгоритму до коливань ціни. За невеликих значень K , рівні розташовані ближче один до одного, за великих – далі один від одного, тим самим, знижуючи або підвищуючи частоту торгів. Беручи до уваги високу волатильність ринку, коефіцієнт масштабу був встановлений на рівні 1.0, для забезпечення компромісу між частотою сигналів і ризиком надмірної торгівлі.

Така формула дозволяє динамічно адаптувати сітку до умов ринку. Наприклад, якщо ціна Bitcoin становить \$100,000, рівень сітки – 3, а прогнозована волатильність — 1% (\$1000), рівні купівлі будуть встановлені на

\$99,000, \$98,000 та \$97,000, тоді як рівні продажу — на \$101,00, \$102,000 та \$103,000. Ці рівні автоматично оновлюються через кожні чотири часових інтервали, що дозволяє алгоритму залишатися актуальним навіть за значних змін ринку.

На криптовалютних ринках зміни волатильності зазвичай відбуваються протягом доби [52]. Важливим на ринку є 4-годинні тайм-фрейм, вони показують середньострокові тренди руху ціни, згладжуючи шуми коротших таймфреймів. Цей часовий проміжок є оптимальним для швидкого реагування на зміни цін та уникнення надмірної чутливості до короткострокових шумів. Надто частий перерахунок рівнів сітки міг би перевантажити систему й зробити алгоритм менш ефективним, тоді як надто рідкий перерахунок може призвести до застарілості рівнів. Таким чином, алгоритм був підлаштований під роботу ринку, перераховуючи рівні під час відкриття нової 4-годинної свічки, відповідно до поточної волатильності.



Рис. 2.5. Приклад генерації торгових сигналів з нелінійними рівнями сітки

Джерело: [49]

Основою для прийняття торгових рішень стала ціна закриття останньої завершеної 1-годинної свічки. Оскільки алгоритм підлаштований під закриття 4-годинного таймфрейму для оновлення рівнів сітки, отримання даних для розрахунку торгових точок відбувається одразу ж після закриття чергової 1-годинної свічки. На фінансових ринках, особливо криптовалютних, ціни можуть швидко змінюватися протягом свічки, що не завжди відображає сталу тенденцію. Зосереджуючись виключно на ціні закриття, алгоритм уникає реагування на тимчасові цінові сплески або падіння, які можуть траплятися протягом формування свічки. Це дозволяє виконувати угоди на основі стабільних і підтверджених ринкових рухів, зменшуючи ймовірність хибних сигналів.

Цей підхід має кілька переваг. По-перше, він забезпечує узгодженість між роботою алгоритму в реальному часі та попереднім тестуванням, оскільки тестування за своєю природою використовує історичні дані, які включають повний діапазон (відкриття, максимум, мінімум, закриття) кожної свічки. Приймаючи рішення на основі сформованих свічок, бот точніше відображає теоретичну модель. По-друге, це спрощує логіку торгівлі, усуваючи необхідність постійного моніторингу ціни під час формування свічки. Замість цього, бот щогодини отримує дані останньої закритої свічки, оцінює ціну закриття щодо рівнів сітки та відповідно генерує сигнали.

У традиційній торгівлі задля зменшення ризиків, використовуються стоп-лоси. Вони допомагають обмежити збитки, автоматично закриваючи позицію, якщо ціна рухається в небажаному напрямку. Для Bitcoin'a це може бути контрпродуктивною дією. Висока волатильність активу означає, що ціна може легко впасти на 5-10% і відновитися протягом кількох годин. У такій ситуації стоп-лосс може спрацювати передчасно, змусивши алгоритм втратити можливість отримати прибуток. Натомість принципи сіткової торгівлі враховують природні коливання ціни, дозволяючи алгоритму ефективно управляти торгівлею навіть за умов підвищеної волатильності. Додатково,

відмова від стоп-лосів запобігає надмірному проведенню транзакцій, що у свою чергу, знижує операційні витрати.



Рис. 2.5. Схема роботи розробленого алгоритму

Джерело: побудовано автором на основі розробленого алгоритму

З Рисунку 2.5. видно, що робота алгоритму базується на циклічному процесі: збір даних, прогнозування волатильності, ініціалізація сітки, моніторинг сигналів і регулярний перерахунок рівнів. Припустимо, що поточна ціна BTC — \$100,000, а прогнозована волатильність — 1%. Рівні сітки налаштовуються відповідно розрахованих значень, після чого алгоритм починає моніторинг. Якщо ціна опускається до \$98,000, генерується сигнал на купівлю; якщо ж ціна піднімається до \$102,000, активується сигнал на продаж. Усі дії виконуються автоматично, без участі трейдера, що забезпечує алгоритму ефективність і точність.

Розміщення алгоритму на хост-сервісі Heroku [26] забезпечує роботу в режимі реального часу. А інтеграція з месенджером Telegram надає користувачу повну прозорість своїх дій. Усі сигнали купівлі й продажу

супроводжуються повідомленнями, що включають ціну виконання та інші ключові деталі.

Дизайн алгоритму тісно пов'язаний із принципами маркет-мейкінгу — торгової стратегії, спрямованої на забезпечення ліквідності ринку шляхом безперервного розміщення ордерів на купівлю та продаж навколо поточної ціни. Подібно до маркет-мейкінгу, запропонований алгоритм систематично розташовує рівні купівлі та продажу навколо поточної ціни, створюючи «смугу ліквідності». Ці рівні не тільки дозволяють фіксувати прибуток від коливань ціни, але й сприяють поглибленню ринку, імітуючи поведінку маркет-мейкера.

Якщо традиційні маркет-мейкери використовують фіксовані спреди для управління ордерами, то запропонований алгоритм динамічно адаптується, використовуючи модель GARCH для прогнозування волатильності. Така адаптація гарантує, що рівні сітки залишаються актуальними для поточних ринкових умов, зменшуючи ризики, пов'язані з раптовими змінами ціни.

Розташовуючись на межі між спекулятивною торгівлею та наданням ліквідності, алгоритм отримує прибуток від фіксації спредів у періоди коливань ціни, залишаючись при цьому низькоризиковим інструментом. Така подвійність підкреслює значущість алгоритму не лише як інструменту для отримання прибутку, але й як стабілізуючого фактора у ринковій екосистемі, сприяючи збільшенню ліквідності та більш ефективному формуванню ціни.

РОЗДІЛ 3

ЕМПІРИЧНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ВАЛІДАЦІЯ РОЗРОБЛЕНОЇ МОДЕЛІ

3.1. Методологія валідації та тестування алгоритму

Хоча економіко-математичні моделі пропонують потужні інструменти для алгоритмічної торгівлі, їх застосування на ринках криптовалют стикається з унікальними проблемами. Висока волатильність, характерна для досліджуваного ринку, може зробити моделі менш ефективними, якщо вони не враховують раптові зміни на ринку.

Щоб вирішити ці проблеми, трейдери часто використовують бек-тестування та симуляції. Бек-тестування передбачає перевірку моделей на історичних даних, щоб оцінити їхню ефективність за різних ринкових умов. З іншого боку, імітаційне моделювання дозволяє трейдерам тестувати моделі в контрольованих умовах, які імітують реальні сценарії, забезпечуючи розуміння їхньої адаптивності.

Валідація та тестування є основою для будь-якої стратегії алгоритмічної торгівлі, забезпечуючи не лише її теоретичну коректність, але й практичну застосовність у реальних ринкових умовах. Для алгоритму, розробленого для роботи на високоволатильному та динамічному ринку криптовалют, важливість ретельної валідації важко переоцінити. Цей процес гарантує, що система здатна забезпечити стабільну продуктивність, мінімізувати ризики та адаптуватися до різних ринкових умов. У цьому контексті методологія, прийнята для валідації та тестування сіткового алгоритму, зосереджується на оцінці його точності, ефективності та надійності.

Рисунок 3.1. графічно ілюструє методологію тестування алгоритму. Основою валідації є підготовка набору даних. Алгоритм тестується на реальних історичних даних з Vinance, однієї з найбільших криптовалютних бірж. Дані отримуються за допомогою бібліотеки CCXT, яка надає API

(Application Programming Interface) для доступу до історичної та актуальної ринкової інформації [17].

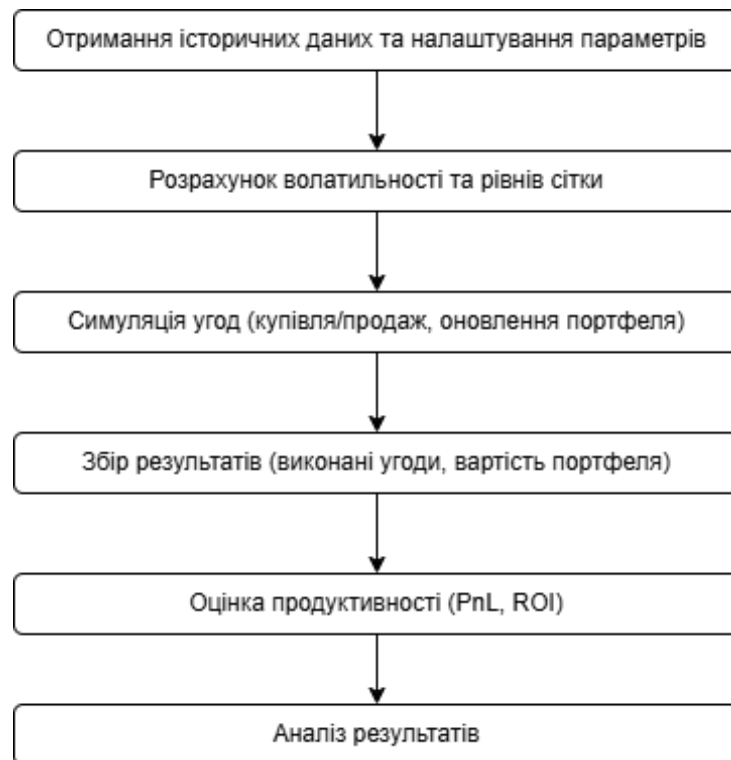


Рис. 3.1. Методологія валідації розробленого алгоритму

Джерело: побудовано автором на основі розробленого алгоритму

Для тестування використовуються історичні дані OHLCV (відкриття, максимум, мінімум, закриття, обсяг) криптовалюти Bitcoin. Дані отримані з інтервалом у 1 годину, для ухвалення рішень з помірною частотою в межах дня. Для моделювання волатильності за допомогою моделі GARCH надсилається окремий запит, для отримання 4-годинних інтервалів, оскільки агреговані дані забезпечують надійнішу основу для виявлення стійких патернів волатильності. Використання 4-годинних інтервалів зменшує шум, характерний для коротких часових рамок, що дозволяє прогнозованій волатильності зосереджуватися на суттєвих цінових коливаннях, а не на короткочасних змінах.

Після підготовки даних запускається бектестинг. Бектестинг моделює поведінку алгоритму на основі історичних даних, надаючи важливу

інформацію про його теоретичну ефективність. Сітковий алгоритм враховуючи прогноз волатильності, отриманий за допомогою моделі GARCH, розраховує рівні купівлі та продажу динамічно навколо поточної ринкової ціни, перераховуючи ці рівні періодично, кожні 4 години. У бектестингу, для розрахунку моделі GARCH застосовується ковзне вікно. Останні 24 4-годинних часових інтервалів, що відповідає 96 годинам ринкової активності. Це забезпечує прогноз волатильності, що використовується для періодичного оновлення сіткових рівнів кожні чотири 1-годинні свічки. Бектестинг ітерує історичні дані, моделюючи угоди на основі цих сіткових рівнів. На кожному часовому інтервалі алгоритм оцінює ціну закриття свічки, щоб визначити, чи відповідає вона критеріям для виконання угоди на купівлю або продаж. Динамічне перерахування сітки забезпечує адаптацію алгоритму до змін ринкових умов, таких як раптові сплески волатильності або тривалі періоди стабільності.

Сигнали купівлі та продажу генеруються, коли ціна закриття перетинає один із рівнів сітки, і вартість портфеля оновлюється відповідно. Основною метрикою для оцінки результатів бектестингу є прибуток і збиток (PnL), який вимірює сукупний дохід, отриманий алгоритмом за період тестування. PnL забезпечує пряме й інтуїтивне вимірювання прибутковості стратегії, надаючи уявлення про її здатність ефективно використовувати коливання цін.

Загалом, процес валідації алгоритму поєднує бектестинг і форвард-тестування, щоб забезпечити його надійність, прибутковість і адаптивність [42]. Імітуючи угоди в історичних і реальних ринкових умовах, процес дозволяє оцінити здатність алгоритму генерувати стабільний дохід, та вирішувати потенційні операційні виклики. Цей структурований підхід є основою тестової структури, забезпечуючи комплексне розуміння поведінки та ефективності алгоритму в різних ринкових сценаріях.

Доповнюючи бектестинг, форвард-тестування використовується для оцінки продуктивності алгоритму в реальному ринковому середовищі. На відміну від бектестингу, який спирається на історичні дані, форвард-

тестування передбачає роботу алгоритму в режимі реального часу, отримуючи поточні ринкові дані з регулярними інтервалами. У цьому процесі алгоритм працює з реальними даними Binance, отриманими через бібліотеку CCXT. Рішення ухвалюються на основі ціни закриття останньої завершеної 1-годинної свічки, що забезпечує узгодженість із методологією бектестингу. Форвард-тестування з'єднує теоретичну продуктивність із практичною реалізацією, надаючи цінну інформацію про операційну поведінку алгоритму. Воно відстежує узгодженість генерації сигналів, забезпечуючи, що реальні рішення відповідають тим, що спостерігаються під час бектестингу, а також визначає реальні виклики.

Результати процесу валідації підкреслюють сильні сторони алгоритму, одночасно виявляючи області для вдосконалення. Бектестинг демонструє його здатність генерувати стабільний дохід, адаптуючись до ринкових умов, тоді як форвард-тестування висвітлює його операційну доцільність і адаптивність у режимі реального часу.

3.2. Результати валідації та оцінка ефективності алгоритму

Валідація продуктивності алгоритму є важливим етапом для підтвердження його ефективності, надійності та прибутковості. Цей процес поєднує методології бек-тестування та форвард-тестування, забезпечуючи всебічну оцінку того, як алгоритм працює за різних ринкових умов. Аналіз зосереджується на двох основних показниках: прибуток/збиток (PnL) та рентабельність інвестицій (ROI). Ці метрики обрано за їхню простоту та релевантність до реальних торгових цілей, оскільки вони забезпечують пряме розуміння фінансових результатів та ефективності алгоритму. Додатково проводиться порівняння результатів алгоритму з базовою стратегією «купуй і тримай», яка слугує орієнтиром для оцінки конкурентних переваг алгоритму.

Бек-тестування є основою процесу валідації. Воно дозволяє протестувати алгоритм на історичних даних, забезпечуючи контрольоване середовище для оцінки того, наскільки добре він адаптується до минулих ринкових умов. Бек-тестування проводилося на даних торгової пари BTC/USDT (Bitcoin до «цифрового долара»).

Вибір тестового періоду для алгоритму відіграє критичну роль у валідації його продуктивності та здатності адаптуватися до ринкових умов. Алгоритм торгівлі за сіткою використовує внутрішньоденну стратегію на основі прогнозованої волатильності, тому вибір тестового періоду є особливо важливим. Був проведений аналіз з використанням різних часових періодів, після чого обрано період у 3 місяці. Ця зміна враховує специфіку інтрадей-стратегій та вирішує обмеження довгих тестових періодів у цьому контексті.

Інтрадей-стратегії працюють з високочастотними даними, генеруючи сигнали на основі короткострокових рухів ринку, регулярно перекалібруючи параметри. Такі стратегії надзвичайно чутливі до миттєвих коливань цін, тому коротші тестові періоди є більш релевантними для оцінки їхньої ефективності. Тестовий період у 3 місяці дозволяє оцінити алгоритм за ринкових умов, які є відносно стабільними, уникаючи тривалих зрушень у трендах та волатильності, що часто зустрічаються за довших часових періодів. Це дає змогу перевірити ефективність алгоритму, в умовах, де він найчастіше застосовується.

Однією з ключових причин вибору коротшого тестового періоду є залежність від параметрів у моделі GARCH. У цій моделі, довжина ретроспективи визначає обсяг історичних даних, які використовуються для оцінки волатильності, що безпосередньо впливає на рівні сітки та генерацію сигналів. За тривалих періодів ринкові умови або цінові тренди, можуть суттєво змінюватися. Наприклад, модель GARCH, налаштована на прогнозування волатильності у період високої активності ринку, може працювати недостатньо ефективно, коли ринок переходить у фазу тривалої низької волатильності. Фокусування на 3-місячному періоді дозволяє

протестувати алгоритм у таких умовах, де налаштування параметрів найбільш відповідає поточній ринковій динаміці, зменшуючи ризик розбалансування.

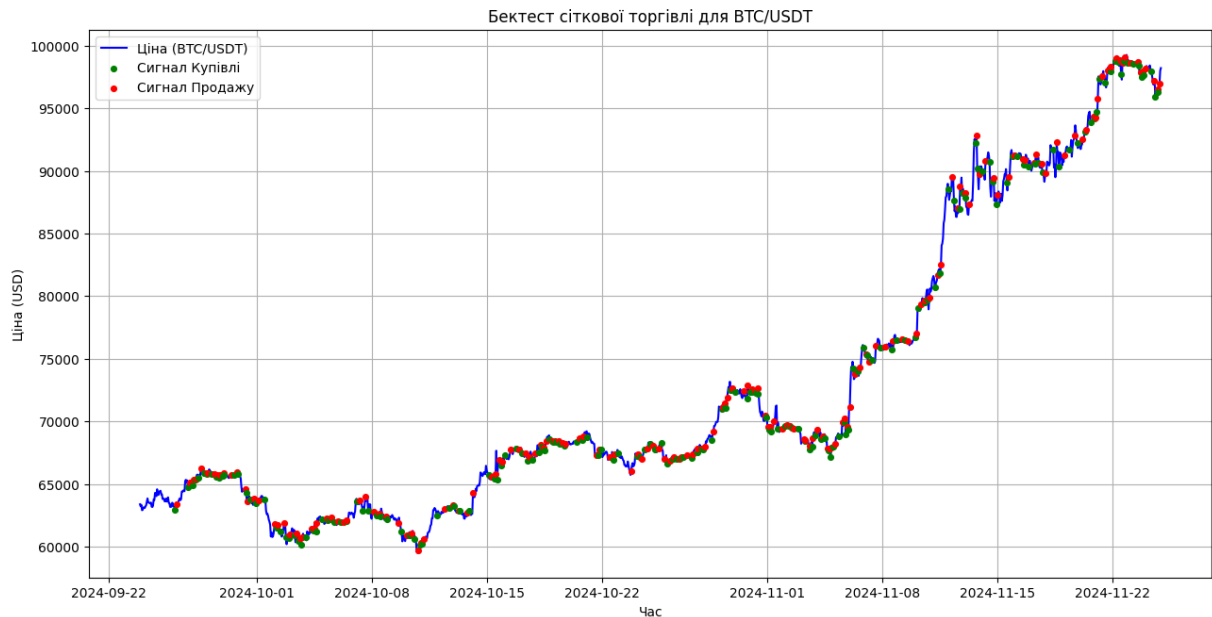


Рис. 3.2. Бек-тест розробленого алгоритму за 24.09.2024-24.11.2024

Джерело: побудовано автором на основі результатів тестування

Результати 3-місячного тесту показані на Рисунку 3.2. Стратегія сітки ефективно використовувала цінові коливання, демонструючи здатність генерувати прибуткові угоди на ринках із помірною волатильністю. Цей період також дозволив детальніше дослідити, наскільки ефективно логіка коригування сітки відповідала ринковим рухам. Наприклад, під час сплесків волатильності у цьому часовому проміжку, особливо ефективною була модель GARCH у оновленні рівнів сітки, підтримуючи актуальність торгових можливостей. Водночас, було виявлено важливість точного налаштування періоду ретроспективи для прогнозування волатильності, оскільки надто короткі чи довгі періоди могли призводити до субоптимального розташування рівнів сітки. Хоча тестування на довгих періодах можуть надати додаткові уявлення про роботу алгоритму, їх слід використовувати обережно, інтегруючи аналіз чутливості для врахування варіативності параметрів.

Під час тестування алгоритм реалізовував свою стратегію торгівлі за сіткою, генеруючи сигнали купівлі та продажу на основі визначених рівнів сітки та перерахунку їх у відповідь на зміну ринкової волатильності. Результати виявилися багатообіцяючими: при початкових інвестиціях в \$1000, алгоритм досяг загального прибутку (PnL) у розмірі \$66,9 та ROI 6,69%.

Під час процесу бек-тестування PnL розраховується шляхом відстеження сукупних змін у вартості портфеля. Портфель складається з балансу в доларах США та активів, які змінюються залежно від виконаних угод і рухів ринкових цін. Кожен сигнал купівлі зменшує баланс у доларах США та збільшує кількість біткоїнів у портфелі, тоді як кожен сигнал продажу діє навпаки. Алгоритм періодично коригує рівні сітки, забезпечуючи актуальність торгових можливостей до ринкових умов, таких як зростання волатильності або тривалі цінові тренди. PnL забезпечує чіткий кількісний показник того, наскільки ефективно алгоритм використовує ці можливості протягом усього тестового періоду.

Однак важливо розуміти, що PnL відображає абсолютну прибутковість і не враховує ризик або волатильність у продуктивності стратегії. Тому для інтерпретації PnL необхідно чітко розуміти ринкові умови протягом періоду бек-тестування. Наприклад, у період сильного висхідного ринку PnL може бути завищеним через загальну тенденцію до зростання ціни активу, тоді як на спадному ринку він може демонструвати здатність алгоритму мінімізувати втрати.

Поряд із PnL (profit and loss, прибутки та збитки), використовується показник ROI (return on investments, рентабельність інвестицій), який відображає прибутковість алгоритму відносно початкового інвестованого капіталу. ROI розраховується за формулою:

$$ROI = \frac{\text{Чистий прибуток}}{\text{Початкові інвестиції}} * 100 \quad (3.1)$$

Ця метрика є особливо корисною для нормалізації результатів, дозволяючи порівнювати ефективність алгоритму незалежно від обсягу початкового портфеля. Наприклад, якщо початкові інвестиції становили

\$1000, а чистий прибуток дорівнював \$66,9, то ROI дорівнює 6,69%. Такий підхід дає можливість оцінити не тільки абсолютний дохід, але й ефективність використання інвестицій.

ROI також дозволяє глибше зрозуміти, наскільки алгоритм ефективно використовує доступний капітал. Наприклад, у періоди високої волатильності ROI може зростати завдяки численним успішним угодам, тоді як у стабільних ринкових умовах – може бути нижчим, відображаючи меншу кількість торгових операцій. Разом із PnL, ROI забезпечує всебічний огляд продуктивності алгоритму, де PnL демонструє абсолютний прибуток, а ROI нормалізує ці результати, враховуючи обсяг інвестицій.

Використання PnL та ROI як основних метрик для бек-тестування забезпечує, що оцінка фокусується як на абсолютних результатах, так і на ефективності інвестицій. Ці метрики особливо релевантні в контексті торгівлі криптовалютами, де волатильність часто створює численні можливості для отримання прибутку. Простота PnL забезпечує зрозумілість результатів, тоді як ROI додає контекст, дозволяючи краще оцінити стратегічну ефективність алгоритму.

Втім, етап бек-тестування також виявив певні обмеження. Продуктивність алгоритму була менш вираженою у періоди сильних трендів, як висхідних, так і низхідних. У таких сценаріях рівні сітки потребували частішого перерахунку, щоб алгоритм міг повною мірою скористатися ціновими рухами. Це обмеження підкреслює залежність сіткових стратегій торгівлі від поведінки цін, що схильна повертатися до середнього рівня.

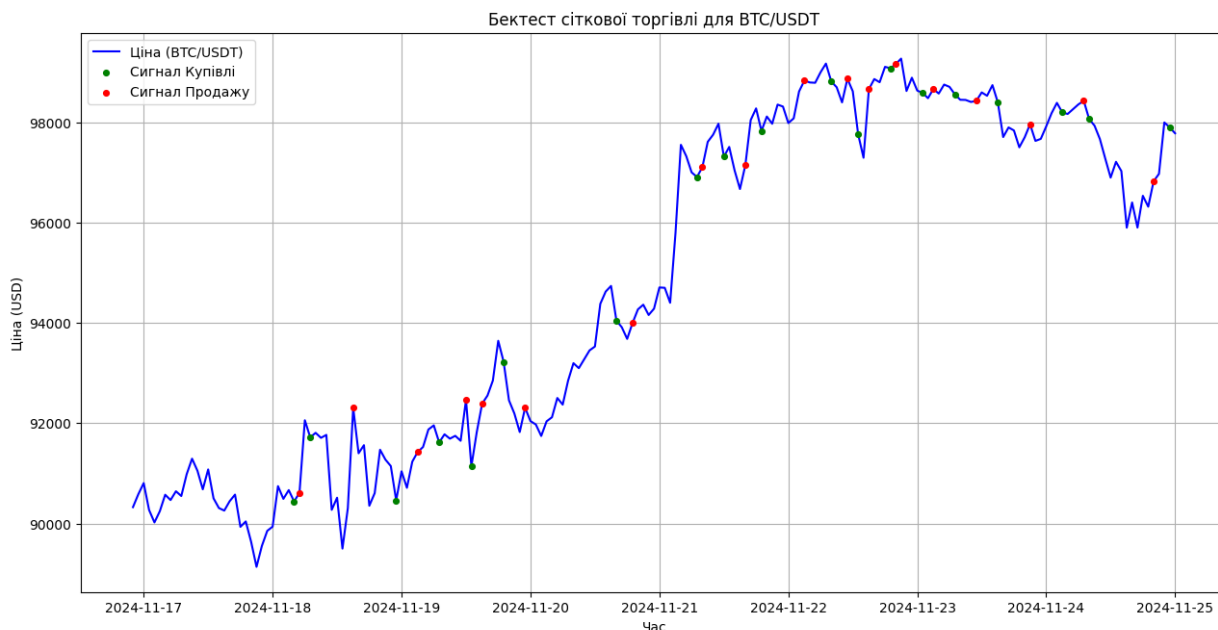


Рис. 3.3. Бек-тест розробленого алгоритму за 18.11.2024-24.11.2024

Джерело: побудовано автором на основі результатів тестування

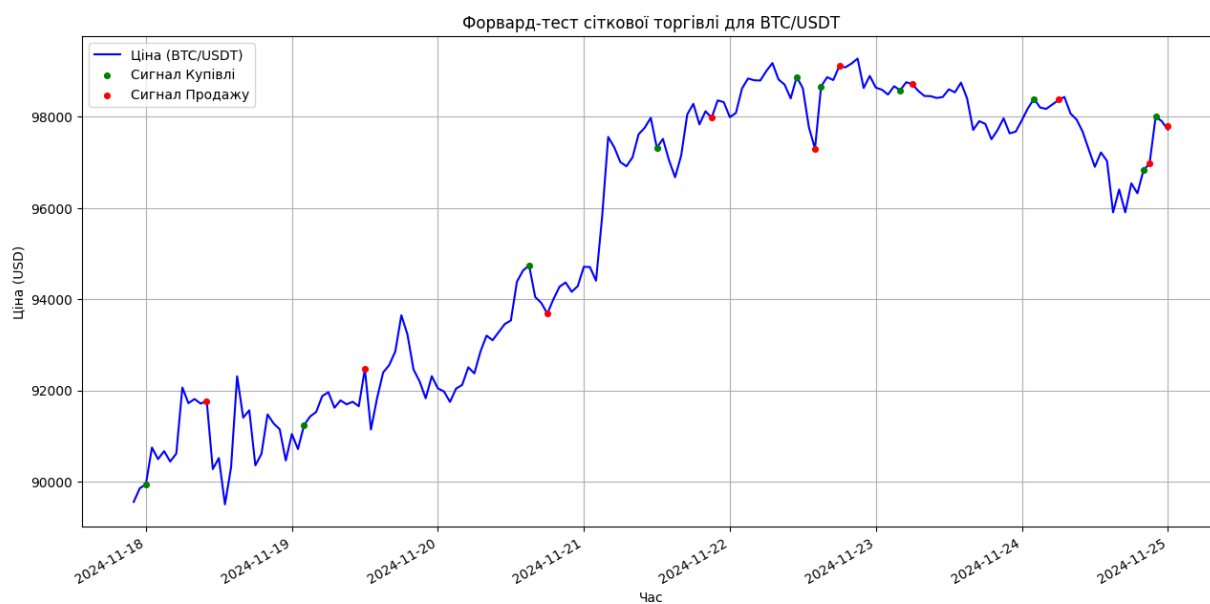


Рис. 3.4. Форвард-тест розробленого алгоритму за 18.11.2024-24.11.2024

Джерело: побудовано автором на основі результатів тестування

Форвард-тестування продовжило процес валідації в умовах реальної торгівлі. На відміну від бек-тестування, де угоди імітуються на історичних даних, форвард-тестування піддавало алгоритм дії реальних ринкових умов. Цей етап дав змогу перевірити його чутливість, надійність і здатність

справлятися з викликами виконання угод. Розроблений алгоритм був розміщений на веб-хостингу Heroku, та надсилав згенеровані сигнали у месенджері Телеграм. Період форвард-тестування охоплював тиждень, збігаючись з періодами змішаних ринкових умов, поєднуючи швидке зростання ціни та стабільних умов, без різких падінь ціни. Результати стратегій у порівнянні виявились доволі неоднозначними.

Рисунки 3.3. та 3.4. зображають результати бек- та форвард-тестування. Бек-тест (Рисунок 3.3.) демонструє більш рівномірний розподіл сигналів, де алгоритм фіксував торгові можливості під час цінових коливань. Однак, незважаючи на це, загальна продуктивність під час бек-тесту була нижчою, що асоціюється з більшою кількістю згенерованих сигналів та субоптимальним розташуванням рівнів сітки. У той же час, форвардний тест (Рисунок 3.4.) показав меншу кількість сигналів, але загальні результати були кращими, що, пояснюється більш плавним рухом ціни і сприятливішим узгодженням стратегії сітки з умовами ринку в реальному часі. Це свідчить про те, що, хоча бек-тест підкреслює теоретичну ефективність алгоритму на історичних даних, форвардний тест демонструє його ефективну адаптацію в реальних умовах. Результати підкреслюють важливість тестування в різних ринкових умовах для забезпечення надійності стратегії.

Попри графічну схожість результатів форвард-тестування та бек-тестування, розраховані метрики в Таблиці 3.1 свідчать про інше. В обох тестах симуляції транзакцій враховували транзакційні витрати, а саме комісії біржі, що незначно знижували загальну прибутковість [6]. Крім цього, затримки в обробці ринкових даних і виконанні угод періодично уповільнювали реакцію алгоритму на швидкі ринкові зміни. Незважаючи на ці труднощі, алгоритм показав здатність стабільно генерувати сигнали та адаптуватися до динаміки ринку, що підтверджується його послідовною продуктивністю під час тестування.

Таблиця 3.1

Метрики тестування

Стратегія	PnL	ROI
«Купуй і тримай»	78,22	7,82%
Бек-тест	-1,10	-0,11%
Форвард-тест	56,97	5,70%

* Джерело: побудовано автором на основі результатів тестування

Порівняння з альтернативною, наївною стратегією дало цікаві результати. Стратегія «купуй і тримай» передбачає покупку BTC на початку тестового періоду і подальше утримання активу без виконання жодних угод. Цей підхід є наївним, але популярним серед інвесторів на різних фінансових ринках завдяки своїй простоті. Він демонструє високу ефективність у періоди стійкого висхідного тренду, хоча й супроводжується значними ризиками під час ринкових спадів. Протягом тестового періоду, який збігся із сильним висхідним трендом після виборів у США [19], стратегія «купуй і тримай» забезпечила вищі показники PnL і ROI порівняно з алгоритмом. Це пояснюється тим, що висхідний тренд створив ідеальні умови для збереження активу, мінімізуючи необхідність частих угод, характерних для алгоритмічної стратегії.

Алгоритм, у свою чергу, продемонстрував стабільний прибуток навіть за умов менш сприятливих ринкових фаз. Його сила полягає у здатності адаптуватися до цінових коливань, ефективно використовуючи короткострокові можливості для частих угод. Водночас форвард-тестування виявило недоліки стратегії під час сильних трендів, коли алгоритм виявляв меншу чутливість до великих односторонніх рухів, поступаючись наївній моделі. Це вказує на потенціал для вдосконалення, зокрема підвищення чутливості до трендових ринків та оптимізації алгоритму для швидшого виконання угод.

3.3. Напрямки удосконалення алгоритму та рекомендації для подальших досліджень

Робота алгоритму в тестових умовах продемонструвала як його сильні сторони, так і аспекти, які потребують подальшого вдосконалення. Попри його ефективність у стабільних ринкових умовах і здатність використовувати коливання цін для генерування прибутку, виникають ситуації, де його продуктивність знижується. Особливо це стосується періодів тривалого спадного тренду, коли алгоритм показує негативні результати через недостатню чутливість до сильних односторонніх рухів ринку. Подальші дослідження та оптимізація можуть значно покращити адаптивність і результативність стратегії.

Одним із ключових напрямів вдосконалення є динамічна адаптація параметрів алгоритму, таких як довжина періоду аналізу волатильності, частота коригування сітки та розмірність рівнів. Наразі ці параметри є фіксованими, що обмежує гнучкість алгоритму в умовах змінної волатильності. У періоди високої нестабільності цін, алгоритму необхідно збільшувати частоту оновлення сітки, щоб краще враховувати різкі коливання. У фазах низького коливання навпаки, доцільно збільшувати інтервали між рівнями сітки, щоб уникати зайвих угод і скорочувати трансакційні витрати. Використання машинного навчання для аналізу поточних ринкових даних у реальному часі дозволить алгоритму автоматично підлаштовувати свої параметри залежно від умов ринку. Це забезпечить як адаптивність стратегії, так і підвищення її ефективності.

Тестування динамічної адаптації варто проводити на довших тестових періодах. Так як вони потребують більш тонкого підходу через властиву їм варіативність ринкових умов. Наприклад тестування з використанням даних останніх 12 місяців може надати уявлення про продуктивність алгоритму в межах кількох ринкових циклів. Прогнозування волатильності, логіка перерахунку сітки та чутливість параметрів повинні бути досить адаптивними,

щоб пристосуватися до змін трендів. Такі умови можуть розкрити потенціал алгоритму в тих середовищах, де він є найефективнішим. Тому довгі періоди слід доповнювати аналізом чутливості для визначення оптимальних налаштувань параметрів моделі.

Особливу увагу слід приділити оптимізації роботи алгоритму в умовах спадного ринку. Результати тестування показали, що в періоди тривалого зниження цін алгоритм зазнає збитків через надмірну кількість угод, які закриваються нижче ціни купівлі активу. Для вирішення цієї проблеми можна інтегрувати індикатори тренду, наприклад, ковзні середні або ADX [39], що дозволять визначати фазу ринку. У разі виявлення спадного тренду алгоритм може зменшувати активність, розширювати сіткові рівні або навіть тимчасово зупиняти генерацію сигналів. Такий підхід дозволить уникати зайвих втрат та підвищити стабільність стратегії.

Додатковим перспективним напрямом є тестування алгоритму на альтернативних ринках і активах. Стратегія була випробувана лише на торговій парі BTC/USDT. Для оцінки її універсальності важливо перевірити її ефективність на інших криптовалютних парах, таких як ETH/USDT, або ж на традиційних фінансових ринках, зокрема, акціях, облігаціях чи товарах. Таке тестування дозволить виявити специфіку роботи алгоритму в умовах різних ринкових середовищ і визначити його потенціал для широкого використання.

Ще одним важливим напрямом є впровадження стрес-тестів, які допоможуть оцінити стійкість алгоритму до екстремальних ринкових ситуацій. Наприклад, моделювання раптових обвалів ринку або періодів аномально високої волатильності дозволить виявити слабкі місця алгоритму та розробити відповідні заходи для їх усунення. Це забезпечить високу надійність стратегії навіть у найскладніших ринкових умовах.

Автоматизація алгоритму та його інтеграція в торгові платформи є ще одним кроком до вдосконалення. Використання API бірж для автоматичного отримання даних та виконання угод у реальному часі знизить затримки та забезпечить швидку реакцію на ринкові зміни. Також доцільно додати

механізми моніторингу, які дозволять оцінювати ефективність алгоритму та повідомляти користувача про ключові дії. Такий підхід зробить алгоритм більш автономним і зручним для практичного використання.

Окремо варто зазначити важливість врахування зовнішніх факторів, таких як макроекономічні події, регуляторні зміни або публікації новин, що впливають на ринок. Інтеграція технологій обробки природної мови (NLP) для аналізу ринкових новин та соціальних мереж дозволить алгоритму враховувати ці події при формуванні торгових сигналів. Це особливо важливо для криптовалютного ринку, де навіть одна новина може спричинити різке зростання або падіння цін.

Результати проведених тестів свідчать про значний потенціал алгоритму, але також вказують на його обмеження. Динамічна адаптація параметрів, оптимізація роботи на спадних ринках, тестування на альтернативних активах, впровадження стрес-тестів, автоматизація та врахування зовнішніх факторів є ключовими напрямками подальших досліджень. Реалізація цих заходів дозволить створити більш універсальний, надійний та ефективний інструмент для алгоритмічної торгівлі, здатний працювати в умовах різноманітних ринкових ситуацій.

ВИСНОВКИ

У рамках дослідження було розроблено та протестовано алгоритм для торгівлі на криптовалютному ринку, який використовує стратегію сіткової торгівлі із прогнозуванням волатильності на основі моделі GARCH. Дослідження дозволило оцінити сильні сторони та обмеження алгоритму в різних ринкових умовах, порівняти його з альтернативними стратегіями, зокрема наївною моделлю «купуй і тримай», а також визначити ключові напрями для вдосконалення.

Криптовалютний ринок – відносно новий, водночас високоволатильний фінансовий сегмент. Розвиток ринку супроводжується значними змінами в економічних, технологічних і регуляторних умовах, що створює як нові можливості, так і виклики для учасників ринку. Важливою особливістю є його залежність від зовнішніх факторів, таких як макроекономічні події, новини, зміни в регулюванні або технічні збої на біржах, які можуть спричинити різкі зміни цін. Алгоритмічні стратегії, подібні до запропонованого в цьому дослідженні алгоритму, мають перевагу в тому, що можуть швидко адаптуватися до змін, ефективно використовуючи ринкові показники для отримання прибутку.

Алгоритмічний трейдинг є надзвичайно важливим інструментом на криптовалютному ринку завдяки його здатності швидко реагувати на ринкові зміни, автоматизувати процеси прийняття рішень і мінімізувати ризики. В умовах високої волатильності, відсутності єдиного регулювання, цілодобової торгівлі та чутливості ринку до зовнішніх новин, алгоритмічні стратегії, такі як маркет-мейкінг, арбітраж і трендовий аналіз, відкривають трейдерам можливість отримання стабільного прибутку. Алгоритм, запропонований у рамках дослідження, інтегрує елементи маркет-мейкінгу, використовуючи сіткові рівні для торгівлі, та динамічну адаптацію до ринкових умов через прогнозування волатильності.

Результати тестування алгоритму показали його здатність генерувати стабільний дохід у помірних ринкових умовах. Алгоритм створює сітку купівлі та продажу, розташовуючи рівні на основі прогнозованої волатильності. Під час тестування було видно, що алгоритм ефективно використовує цінові коливання для фіксації короткострокового прибутку. Використання моделі GARCH дозволило враховувати коливання ціни, адаптуючи сіткові рівні до поточного стану ринку. Такий підхід є вигідним у стабільних умовах, коли ринок не демонструє значних односторонніх рухів.

Проте, аналіз недоліків алгоритму виявив його слабкі сторони у періоди тривалих трендів, особливо спадних. Під час таких фаз ринку алгоритм генерує сигнали, які часто завершуються збитковими угодами через надмірну кількість точок входу. Це свідчить про необхідність оптимізації для умов низхідних трендів. Наприклад, можна інтегрувати індикатори тренду, такі як ковзні середні або ADX, для визначення ринкової фази. У разі виявлення спадного тренду алгоритм може зменшувати кількість угод, збільшувати відстань між рівнями сітки або тимчасово зупиняти торгівлю. Ці заходи можуть суттєво знизити втрати і підвищити ефективність стратегії.

Порівняння із наївною стратегією «купуй і тримай» продемонструвало, що на висхідному ринку наївна модель має перевагу через простоту і відсутність трансакційних витрат. Під час тестового періоду, який збігався з висхідним трендом після виборів у США, стратегія «купуй і тримай» досягла вищих показників PnL і ROI, ніж інші стратегії у тому ж тестовому періоді. Це пояснюється тим, що в умовах стійкого тренду зростання цін активів, алгоритмічна стратегія з частими угодами поступається підходу, який передбачає довгострокове утримання активу. Водночас алгоритм показав себе краще на флетовому ринку (коли ціни активів рухаються в межах вузького діапазону), де стратегія «купуй і тримай» не може адаптуватися до короткострокових можливостей. Це свідчить про те, що запропонований алгоритм може бути корисним інструментом у середовищах із помірними

коливаннями, хоча і потребує вдосконалення для роботи в умовах трендових ринків.

Результати форвард-тестування підкреслили здатність алгоритму працювати в реальному часі, хоча й виявили операційні виклики, такі як затримки в обробці даних. Незважаючи на це, алгоритм показав вищу ефективність ніж бек-тестування на тому ж часовому періоді. Це вказує на надійність методології та закладених принципів адаптації до ринкових умов. Проте затримки в обробці даних і виконанні угод залишаються критичним аспектом, який потребує вдосконалення.

Для подальшого розвитку алгоритму було визначено декілька перспективних напрямів:

- Динамічна адаптація параметрів. Розробка моделей, що автоматично налаштовують параметри алгоритму (період аналізу волатильності, рівні сітки, частота перерахунку рівні), залежно від ринкових умов, підвищить його гнучкість і стабільність;
- Оптимізація для спадного ринку. Інтеграція механізмів розпізнавання трендів та адаптація сітки для зменшення активності у фазах зниження цін дозволять мінімізувати втрати;
- Тестування на альтернативних активах і ринках. Перевірка стратегії на різних криптовалютних парах (ETH/USDT, LTC/USDT) і традиційних ринках розширить сферу застосування алгоритму;
- Стрес-тести. Моделювання екстремальних ринкових подій (наприклад, різкі падіння цін) допоможе оцінити стійкість алгоритму до кризових умов;
- Автоматизація та інтеграція. Використання API для автоматичного виконання угод знизить затримки та забезпечить швидку реакцію на ринкові зміни;
- Врахування зовнішніх факторів. Інтеграція технологій NLP для аналізу новин і соціальних мереж допоможе враховувати макроекономічний контекст і прогнозувати короткострокові зміни.

У підсумку, розроблений алгоритм демонструє значний потенціал, особливо у стабільних ринкових умовах і на флетових ринках. Його адаптивність і здатність генерувати прибуток у короткострокових угодах роблять його перспективним інструментом для алгоритмічної торгівлі. Проте для підвищення ефективності в умовах трендових ринків і забезпечення універсальності необхідно реалізувати запропоновані вдосконалення. Подальші дослідження мають бути спрямовані на підвищення чутливості до трендів, зменшення впливу трансакційних витрат і адаптацію алгоритму до різних ринкових середовищ. Це дозволить створити більш універсальний і надійний інструмент, здатний успішно працювати в умовах сучасного динамічного ринку криптовалют.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ:

1. Adams Н. et al. (2021). Uniswap v3 Core. *Uniswap Technical Documentation*. URL: <https://uniswap.org/whitepaper.pdf> (дата звернення: 15.10.2024).
2. Bao, Т., Nekrasova, Е., & Neugebauer, Т. (2021). Algorithmic trading in experimental markets with human traders: A literature survey. *Journal of Behavioral and Experimental Economics*. URL: <https://papers.ssrn.com/sol3/Delivery.cfm?abstractid=3908065> (дата звернення: 15.04.2024).
3. Barzykin А., Bergault, Р., & Guéant, О. (2021). Algorithmic market making in dealer markets with hedging and market impact. *Mathematical Finance*. URL: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/mafi.12367> (дата звернення: 16.10.2024).
4. Bergault, Р., & Guéant, О. (2021). Algorithmic market making in dealer markets with hedging and market impact. *Mathematical Finance*. URL: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdfdirect/10.1111/mafi.12367> (дата звернення: 15.04.2024).
5. Berko, А., Chyrun, L., Levus, R., Panasyuk, V., & Hrubel, M. (2021). Intelligent system for arbitrage situations searching in the cryptocurrency market. *Proceedings of the MoMLeT+ DS Workshop*. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-2917/paper32.pdf> (дата звернення: 17.04.2024).
6. Binance. Binance trading fees. URL: <https://www.binance.com/en/fee/trading> (дата звернення: 09.11.2024).
7. Bitto, А. К., Mahmud, I., Bijoy, М. Н. I., & Jannat, F. Т. (2022). CryptoAR: Scrutinizing the Trend and Market of Cryptocurrency Using Machine Learning Approach on Time Series Data. *Indonesian Journal of Applied Science*. URL: <https://www.academia.edu/download/93831819/16895.pdf> (дата звернення: 21.04.2024).

8. Boehmer, E., Fong, K., & Wu, J. (2012). International evidence on algorithmic trading. *Journal of Financial Markets*. URL: <https://c.mql5.com/forextd/forum/209/International%20Evidence%20on%20Algorithmic%20Trading.pdf> (дата звернення: 25.04.2024).
9. Chainalysis. 2024 Global Crypto Adoption Index. URL: <https://www.chainalysis.com/blog/2024-global-crypto-adoption-index/> (дата звернення: 20.10.2024).
10. Chu, J., Zhang, Y., & Chan, S. (2020). High-Frequency Momentum Trading with Cryptocurrencies. *Research in International Business and Finance*. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0275531919308062> (дата звернення: 11.05.2024).
11. Cohen, G. (2020). Forecasting Bitcoin Trends Using Algorithmic Learning Systems. *Entropy*. URL: <https://www.mdpi.com/1099-4300/22/8/838/pdf> (дата звернення: 27.04.2024).
12. Coinbase. What is a DEX? URL: <https://www.coinbase.com/learn/crypto-basics/what-is-a-dex> (дата звернення: 17.09.2024).
13. Coinbase. What is mining? URL: <https://www.coinbase.com/learn/crypto-basics/what-is-mining> (дата звернення: 02.08.2024).
14. CoinDesk. What is DeFi? URL: <https://www.coindesk.com/learn/what-is-defi/> (дата звернення: 30.07.2024).
15. CoinMarketCap. Cryptocurrency Market Capitalizations. URL: <https://coinmarketcap.com/charts/> (дата звернення: 20.11.2024).
16. Coinmonks. Tuning the grid increment in Bitcoin grid trading bot to significantly increase its profitability. URL: <https://medium.com/coinmonks/tuning-the-grid-increment-in-bitcoin-grid-trading-bot-to-significantly-increase-its-profitability-c077bca27b7a> (дата звернення: 29.10.2024).
17. CCXT. Library documentation. URL: <https://docs.ccxt.com/#/> (дата звернення: 07.11.2024).

18. dYdX. Statistical arbitrage in cryptocurrency trading. URL: <https://dydx.exchange/crypto-learning/statistical-arbitrage> (дата звернення: 17.10.2024).
19. Economic Times. Long-term impact of the US presidential election on the global Bitcoin market. URL: <https://economictimes.indiatimes.com/markets/stocks/news/long-term-impact-of-the-us-presidential-election-on-the-global-bitcoin-market/articleshow/115241772.cms?from=mdr> (дата звернення: 11.11.2024).
20. Fankhauser, L. (2023). Opportunity detection and trade simulation system for arbitrage trading on the crypto market. Technikum Wien. URL: <https://epub.technikum-wien.at/obvftwhsmmig/content/titleinfo/9747182/full.pdf> (дата звернення: 15.05.2024).
21. Financial Times. Cryptocurrency ETFs gain traction as institutional adoption grows. URL: <https://www.ft.com/content/6abb3096-e740-4f31-abb5-c0be737f4ae2> (дата звернення: 17.11.2024).
22. Fischer, T. G., Krauss, C., & Deinert, A. (2019). Statistical arbitrage in cryptocurrency markets. Journal of Risk and Financial Management, 12(1), 31. URL: <https://www.mdpi.com/1911-8074/12/1/31/pdf> (дата звернення: 16.05.2024).
23. Ganapathy A. (2021). Quantum Computing in High Frequency Trading and Fraud Detection. URL: <https://pdfs.semanticscholar.org/5c94/78db47395fa8b5ddf758f06bb3a9070c86de.pdf> (дата звернення: 06.10.2024).
24. Grand View Research. Algorithmic trading market size, share & trends analysis report by component, by deployment, by trading type, by enterprise size, by end use, by region, and segment forecasts, 2023 - 2030. URL: <https://www.grandviewresearch.com/industry-analysis/algorithmic-trading-market-report> (дата звернення: 19.05.2024).

25. Guénolé L. P., Ingo F., Lennart A. (2021). Wash trading at cryptocurrency exchanges, *Finance Research Letters*. URL: <https://doi.org/10.1016/j.frl.2021.101982> (дата звернення: 24.11.2024).
26. Heroku. What is Heroku? URL: <https://www.heroku.com/what> (дата звернення: 03.11.2024).
27. IBM. What is Blockchain Technology? URL: <https://www.ibm.com/topics/blockchain> (дата звернення: 01.08.2024).
28. Investopedia. Cryptocurrency Regulations Around the World. URL: <https://www.investopedia.com/cryptocurrency-regulations-around-the-world-5202122> (дата звернення: 29.09.2024).
29. Investopedia. Ethereum Definition. URL: <https://www.investopedia.com/terms/e/ethereum.asp> (дата звернення: 02.08.2024).
30. Investopedia. GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity). URL: <https://www.investopedia.com/terms/g/garch.asp> (дата звернення: 30.10.2024).
31. Investopedia. Grid Trading. URL: <https://www.investopedia.com/terms/g/grid-trading.asp> (дата звернення: 30.10.2024).
32. Investopedia. Stablecoin Definition. URL: <https://www.investopedia.com/terms/s/stablecoin.asp> (дата звернення: 25.07.2024).
33. Investopedia. What Are Centralized Cryptocurrency Exchanges? URL: <https://www.investopedia.com/tech/what-are-centralized-cryptocurrency-exchanges/> (дата звернення: 09.09.2024).
34. Investopedia. What is cryptocurrency spoofing? URL: <https://www.investopedia.com/tech/what-cryptocurrency-spoofing/> (дата звернення: 23.11.2024).

35. Kapengut E, Mizrach B. (2023). An Event Study of the Ethereum Transition to Proof-of-Stake Commodities. URL: <https://doi.org/10.3390/commodities2020006> (дата звернення: 05.10.2024).
36. Khyrana, S. S., Singh, P., & Garg, N. K. (2023). Revolutionize AI Trading Bots with AutoML-Based Multi-Timeframe Bitcoin Price Prediction. SN Computer Science. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s42979-023-01941-8> (дата звернення: 21.05.2024).
37. Kleban, Y., & Stasiuk, T. (2022). Crypto Currency Price Forecast: Neural Network Perspectives. Visnyk of the National Bank of Ukraine. <https://doi.org/10.26531/vnbu2022.254.03> (дата звернення: 22.05.2024).
38. Košťál, K., & Okasová, K. (2024). Using machine learning for predicting arbitrage occurrences in cryptocurrency exchanges. IEEE Conference on Blockchain and Cryptocurrency. URL: https://www.researchgate.net/profile/Kristian-Kostal/publication/380743328_Using_Machine_Learning_for_Predicting_Arbitrage_Occurrences_in_Cryptocurrency_Exchanges/links/664ca3dd22a7f16b4f40a8ec/Using-Machine-Learning-for-Predicting-Arbitrage-Occurrences-in-Cryptocurrency-Exchanges.pdf (дата звернення: 15.06.2024).
39. Kriptomat. What are the most popular technical indicators in crypto trading? URL: <https://kriptomat.io/finance-investing/what-are-the-most-popular-technical-indicators-in-crypto-trading/> (дата звернення: 18.11.2024).
40. Li, X., Deng, X., & Zhu, S. (2014). An intelligent market making strategy in algorithmic trading. Journal of Systems Science and Systems Engineering. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s11704-014-3312-6> (дата звернення: 15.06.2024).
41. Lyukevich, I., Gorbatenko, I., & Bessonova, E. (2021). Cryptocurrency Market: Choice of Technical Indicators in Trading Strategies of Individual Investors. Proceedings of the 3rd International Conference on Digital Technologies in Economics. URL:

- <https://dl.acm.org/doi/abs/10.1145/3527049.3527089> (дата звернення: 16.06.2024).
42. Marketfeed. What is the difference between backtesting and forward testing in algo trading? URL: <https://www.marketfeed.com/read/en/what-is-the-difference-between-backtesting-and-forward-testing-in-algo-trading> (дата звернення: 08.11.2024).
43. NPR. Crypto crash: 2022 was the year crypto came crashing down to Earth. URL: <https://www.npr.org/2022/12/29/1145297807/crypto-crash-ftx-cryptocurrency-bitcoin> (дата звернення: 05.08.2024).
44. Paltrinieri, A., Massa, M., & Spinelli, A. (2023). Momentum and reversal in the cryptocurrency market: A comprehensive study. *ScienceOpen*. URL: <https://www.scienceopen.com/document?vid=b60e7921-387e-44a3-8bfe-6146e257d149> (дата звернення: 26.10.2024).
45. Păuna, C. (2018). Arbitrage trading systems for cryptocurrencies: Design principles and server architecture. *Informatica Economica*. URL: <https://revistaie.ase.ro/content/86/04%20-%20pauna.pdf> (дата звернення: 16.06.2024).
46. Penmetsa, S., & Vemula, M. (2023). Cryptocurrency Price Prediction with LSTM and Transformer Models Leveraging Momentum and Volatility Technical Indicators. URL: <https://www.maruthivemula.me/CryptocurrencyPaper.pdf> (дата звернення: 27.10.2024).
47. Qin, M., Sun, S., Zhang, W., Xia, H., & Wang, X. (2024). EarnHFT: Efficient Hierarchical Reinforcement Learning for High-Frequency Trading. The Thirty-Eighth AAAI Conference on Artificial Intelligence. URL: <https://ojs.aaai.org/index.php/AAAI/article/view/29384> (дата звернення: 16.06.2024).
48. Reuters. Crypto market capitalization hits record \$3.2 trillion, CoinGecko says. URL: <https://www.reuters.com/technology/crypto-market->

- [capitalisation-hits-record-32-trillion-coingecko-says-2024-11-14/?utm_source=chatgpt.com](https://www.coingecko.com/en/news/capitalisation-hits-record-32-trillion-coingecko-says-2024-11-14/?utm_source=chatgpt.com) (дата звернення: 15.11.2024).
49. TechSense AI. Building a Grid Trading Bot with Indicator-Based Entry and ATR Stop Loss in Python. *Medium*. URL: <https://medium.com/@techsenseai/building-a-grid-trading-bot-with-indicator-based-entry-and-atr-stop-loss-in-python-7277f099bc0> (дата звернення: 05.11.2024).
50. The Verge. NFT explainer: what is blockchain, crypto art, and how it works. URL: <https://www.theverge.com/22310188/nft-explainer-what-is-blockchain-crypto-art-faq> (дата звернення: 30.07.2024).
51. WhiteBIT Blog. Що таке арбітражна торгівля в криптовалюти? URL: <https://blog.whitebit.com/uk/what-is-arbitrage-trading-in-crypto/> (дата звернення: 25.07.2024).
52. Zhang W, Wagener M, Seufert M, Stockhammer T. (2021) Periodicity in Cryptocurrency Volatility and Liquidity. *arXiv*. URL: <https://arxiv.org/abs/2109.12142> (дата звернення: 02.11.2024).