

**КОМП'ЮТЕРНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ІНВЕСТИЦІЙНОГО ПОРТФЕЛЮ
КРИПТОВАЛЮТ НА ОСНОВІ БАЗ ДАНИХ ВІДКРИТОГО ІНТЕРЕСУ**Л.В. Бовнегра¹, Ю.І. Бабич², М.І. Бабич³, В.В. Вознюк⁴

Національний університет «Одеська політехніка»
1, Шевченка пр., Одеса, 65044, Україна
Emails: dlv5@ukr.net¹, babich.u.i@op.edu.ua², babich.tiger@gmail.com³,
vavozniuk@gmail.com⁴

Проведено аналіз стратегій біржової торгівлі, заснованих на обсягах торгів (відкритого інтересу) та їх придатність для торгівлі криптовалютами. З розвитком криптовалютного ринку, де волатильність та ліквідність значно відрізняються від традиційних фінансових ринків, виникає необхідність адаптації класичних підходів до нових умов. Аналіз обсягу торгів та тікових даних дозволяє трейдерам оцінювати настрої ринку, знаходити точки входу та виходу, а також передбачати потенційні ринкові рухи. Значною перевагою криптовалютних бірж у порівнянні з класичними є наявність доступу в режимі реального часу до усіх ринкових даних, в тому числі відкритого інтересу. Котирування криптовалют та інформація про відкритий інтерес будуть основою вхідних даних для створеної в ході роботи кросплатформної автоматичної системи моделювання портфелю криптовалют. Важливу роль відведено фільтрації активів, які використовуються зловмисниками для пампінгу, щоб уникнути потенційно значних збитків або взагалі ліквідації рахунку. Цінність даної роботи полягає в описі усіх моделей для фільтрації небезпечних активів, а також включення до інвестиційного портфелю найбільш безпечних та передбачуваних по своїй динаміці криптовалют. Ці моделі стали основою системи, що дає змогу інвестиційним фондам та іншим установам, які інвестують у криптовалюти, в режимі реального часу (24/7) корегувати інвестиційний портфель, максимізуючи його безпечність. Також була створена автоматична система моделювання інвестиційного портфеля, яка була перевірена на серверах під управлінням різних ОС і показала себе зручною в переносі та стабільною в роботі.

Ключові слова: портфель інвестицій, криптовалюти, пампінг, відкритий інтерес, скріпт, база даних, моделювання.

Вступ. Протягом кількох років більшість інвестиційних фондів у складі своїх інвестиційних портфелів мають значну кількість різноманітних альткоїнів. Найвідоміші факти активності інвестиційних фондів в сегмент криптовалюти:

– Pantera Capital – один з найстаріших крипто-хедж-фондів, відомий своїми інвестиціями в альткоїни. Pantera інвестує в токени, пов'язані з блокчейн-проектами, DeFi та часто бере участь в ICO (Initial Coin Offerings).

– Polychain Capital – фонд активно вкладає в альткоїни та спеціалізується на ранніх блокчейн-проектах. Вони інвестують як у великі, так і в дрібні криптовалюти, а також беруть участь у запуску нових токенів та платформ.

– Multicoin Capital – спеціалізується на альткоїнах, включаючи Solana, Ethereum та інші. Їх інвестиції зосереджені на нових секторах, таких як DeFi, Web3 та смарт-контрактні платформи. Частка альткоїнів у їх портфелі може досягати від 30 до 50 %, залежно від ринкових умов.

Але, нажаль, усі фінансові ринки, так чи інакше використовуються для відмивання «брудних коштів», саме пампінг та дампінг є яскравими представниками цього процесу [4]. Коли зловмисники роблять пампінг криптовалюти, то

спостерігається значне і дуже динамічне зростання вартості цієї криптовалюти, яке може раптово зупинитись і навіть різко знизитись на той ціновий рівень, який був у криптовалюти до початку пампінгу [5]. Такий процес є дуже небезпечним для всіх учасників ринку, оскільки може спричинити значні збитки на торговому рахунку або взагалі привести до ліквідації рахунку. Наслідками цього може бути маржин кол. Саме тому дуже важливо мати простий і надійний механізм фільтрації криптовалют, який дозволить виключати зі списку інвестиційних інструментів ті криптовалюти, на яких відбувається пампінг, а також обирати ті криптовалюти, на яких можна безпечно торгувати, аналізуючи відкритий інтерес по цих криптовалютах.

Метою роботи є розробка автоматичної системи моделювання портфелю криптовалют на основі фільтрації пампінгу та аналізу відкритого інтересу.

Для досягнення поставленої мети в роботі вирішуються наступні **задачі**:

- створення скриптів на мові програмування Python, які будуть забезпечувати регулярне зчитування, запис в базу даних та аналіз інформації;
- розробка максимально простих алгоритмів на базі лінійних математичних моделей, які будуть швидко та надійно розподіляти криптовалюти в чорний список або в інвестиційний портфель;
- розробка бази даних для зберігання проміжних результатів по кожній криптовалютній парі;
- формування інвестиційного портфелю криптовалют;
- аналіз ефективності роботи автоматичної системи моделювання портфелю криптовалют.

Об'єктом дослідження в роботі є процеси пампінгу та росту перспективних криптовалют на основі відкритого інтересу.

Предметом дослідження є методи виявлення процесів пампінгу, а також виявлення криптовалют, які торгуються по загальновідомим ринковим законам.



Рис.1. Фрагмент пампінгу на валютній парі LPT/USDT, кілька випадків у лютому 2024 року



Рис.2. Фрагмент пампінгу на валютній парі BCH/USDT, у лютому-березні 2024 року

На рис.1 та рис.2 представлено фрагменти пампінгу криптовалюти, які можна побачити навіть оком недосвідченого інвестора, порівнявши середній розмір добового приросту курсу криптовалюти та їх прирости або падіння, які були у дні пампінгу. Одночасно на популярних біржах впродовж дня може бути задіяно приблизно 5-10 різних криптовалют у пампінгу, найчастіше він зустрічається у ф'ючерсному розділі біржі [6]. Тому, виходячи з цього, необхідно регулярно за допомогою відкритого API зчитувати список всіх валют, доступних у ф'ючерсному розділі біржі, а потім зчитувати цінові дані по денним тайм-фреймам для цих активів.

В процесі моніторингу та фільтрації було проведено багатоступеневі розрахунки на основі нижче наведених моделей.

Для розрахунку середнього арифметичного об'ємів торгів:

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (1)$$

Для подальших розрахунків використовувалось співвідношення поточного об'єму торгів до середнього.

$$R_i = x_i / \bar{x} \quad (2)$$

З використанням вищенаведених лінійних моделей було створено скрипт моніторингу ф'ючерсів на криптовалюти (рис.3),

```
client = Client(api_key, api_secret)
futures_list_file = 'fl.txt'
with open(futures_list_file, 'r') as file:
    futures_symbols = [line.strip() for line in file.readlines()]
for symbol in futures_symbols:
    try:
        klines = client.get_klines(symbol=symbol, interval=Client.KLINE_INTERVAL_1DAY)
        csv_file_path = f'{symbol}.csv'
        with open(csv_file_path, 'w', newline='') as csvfile:
            csv_writer = csv.writer(csvfile, delimiter=";")
            headers = ['timestamp', 'open', 'high', 'low', 'close', 'volume']
            csv_writer.writerow(headers)
            for kline in klines:
                timestamp = datetime.utcfromtimestamp(kline[0] / 1000).strftime('%Y-%m-%d %H:%M:%S')
                row_data = [timestamp, kline[1], kline[2], kline[3], kline[4], kline[5]]
                csv_writer.writerow(row_data)
```

Рис.3. Фрагмент програмного коду моніторингу

Результати роботи скрипта на основі математичних моделей (1),(2) наведено у таблиці 1.

Таблиця 1.

Список найбільш значних випадків пампінгу з 2021 по 2024 рік

Валюта	Коефіцієнт зростання об'єму	Коефіцієнт зростання ціни	Ціна (USDT)	Дата
XVGUSDT	52.41	25.88	0.007365	03.07.2023 00:00
ONGUSDT	47.33	15.48	0.3205	11.07.2023 00:00
NMRUSDT	47.25	25.8	19.73	02.09.2023 00:00
PEOPLEUSDT	43.75	17.16	0.02194	03.01.2024 00:00
FLMUSDT	42.85	17.7	0.0996	05.09.2023 00:00
ALPHAUSDT	40.64	7.04	0.1493	17.12.2023 00:00
USTCUSDT	38.73	3.15	0.0452	27.11.2023 00:00
BADGERUSDT	38.4	23.33	5.151	09.11.2023 00:00
IOTAUSDT	34.37	18.05	0.2553	29.11.2023 00:00
BNTUSDT	33.79	13.45	0.8503	13.11.2023 00:00
SRMUSDT	32.74	3.92	0.28404	15.11.2022 00:00
POWRUSDT	32.4	14.17	0.4938	07.01.2024 00:00
BTCSTUSDT	30.41	8.84	60.83	07.10.2021 00:00
ONTUSDT	30.09	6.39	0.2955	06.04.2023 00:00

З результатів розрахунку отримано дані, які підтверджують тези дослідників фінансових ринків:

- пампінг супроводжується значним сплеском об'ємів торгів (в десятки разів перевищуючим середній денний об'єм);
- в більшості випадків у якості валют для пампінгу вибирають валюти з дуже низькою ринковою вартістю.

На основі формул (1), (2) було розроблено алгоритм формування чорного списку криптовалют, які необхідно виключити не лише з поточного портфелю, але й прибрати усі умовні ордери з ринку, щоб випадково не сталося їх спрацювання у випадку різкого пампінгу.

Для того, щоб скрипт адекватно формував чорний список на основі перевищення поточного об'єму торгів, необхідно ввести порогове значення об'єму торгів, яке і буде тригером для переведення криптовалюти у список потенційних «жертв» пампінгу. Для цього створено скрипт моніторингу середніх об'ємів торгів по BTCUSDT за результатами денних тайм фреймів і глибиною історії 1 рік. Даний скрипт запускатиметься щоденно і видаватиме середній обсяг торгів за формулою (1), який буде використано у якості порогового значення [1].

Після запуску скрипта результат середнього коефіцієнту приросту об'єму для BTCUSDT, становив 7. Саме тому в роботу скрипта включено фільтрацію пампінгу величиною порогу – 7, і всі валютні пари, у яких денний приріст об'єму торгів більше цього порогу, буде направлено до чорного списку, а всі інші – до білого списку. Це дозволить виконувати моніторинг відкритого інтересу та отримання торгових сигналів по даних криптовалютах [2].

```

for filename in os.listdir(quotes_folder):
    if filename.endswith('.csv'):
        file_path = os.path.join(quotes_folder, filename)
        df = pd.read_csv(file_path, delimiter=";")
        open = df['open'].copy()
        close = df['close'].copy()
        volume = df['volume'].copy()
        timestamp = df['timestamp'].copy()
        sum=0
        sumv=0
        qv=0
        for i in range(1, len(open)):
            x1=abs(close.values[i]-open.values[i])
            sum=sum+(x1/open.values[i]*100)
            sumv=sumv+volume.values[i]
        adr=round(sum/i,2)
        adrv=round(sumv/i,2)

```

Рис.4. Фрагмент програмного коду розрахунку середнього коефіцієнту приросту

Для розробки системи моніторингу використовувалось АРІ криптобіржі, а саме запити на отримання відкритого інтересу (списку проведених торгових операцій, в яких вказаний тип операції та її об'єм).

Різні криптобіржі називають ці запити по різному, але усі вони передають наступну інформацію:

- біржа Bybit – market/recent-trade;
- біржа Binance – /api/v3/trades;
- біржа KuCoin – /market/historie;
- аналітичний сервіс crypto.com – /public/get-trades.

Для зберігання даних по кожній валютній парі було розроблено базу даних. Структуру полів однієї з таблиць бази наведено в таблиці 2.

Таблиця 2.

Структура таблиці бази даних

Назва поля	Тип даних	Призначення
execId	текстовий	ключ таблиці, зберігає унікальний ідентифікатор торгової операції
symbol	текстовий	код криптовалюти
side	текстовий	напрямок (buy або sell)
size	числовий	об'єм операції
price	числовий	ціна операції
time	дата/час	час операції

Розробка бази даних та скриптів, які регулярно її заповнюють, дозволили отримати дані стосовно кількості торгових операцій на ф'ючерсному ринку по різних валютним парам. Таким чином, щоденно здійснюється близько 2 млн. торгових операцій по кожній валютній парі. Максимальне значення в період дослідження становило 4.9 млн. Слід зазначити, що основний параметр, який впливає на напрямок руху ціни у розрізі дослідження відкритого інтересу – це співвідношення об'ємів продавців та покупців на внутрішньо денних тайм фреймах (приблизно 60 хвилин) та змінами ціни за цей же часовий період [3].

Для оцінки зв'язку приросту ціни по відношенню до об'ємів продавців та покупців використовуємо коефіцієнт кореляції:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (3)$$

Фільтр другого рівня обиратиме для торгівлі лише ті валютні пари, у яких є позитивне значення коефіцієнта кореляції більше, ніж 0.5. Усі інші валютні пари не враховуватимуться, оскільки в них не має статистично підтвердженого зв'язку між приростами ціни (а вони і визначають напрямок її руху) та співвідношенням обсягів торгів учасників ринку [7].

Результати найкращих 10 валютних пар представлено у таблиці 3.

Таблиця 3.

Список валютних пар з найбільшою кореляцією

Валютна пара	Коефіцієнт кореляції
ETH/USDT	0.81
SOL/USDT	0.78
ADA/USDT	0.75
BNB/USDT	0.71
AVAX/USDT	0.65
DOT/USDT	0.64
LINK/USDT	0.61
MATIC/USDT	0.59
LTC/USDT	0.56
SHIB/USDT	0.53

Слід зазначити, що більше 80 % валютних пар мають коефіцієнт кореляції менше 0.5, і близько 10 % з них – у вигляді від'ємного числа.

Було проведено також аналіз середніх величин приросту об'ємів торгів (на базі роботи першого скрипта вказаного в роботі), який показав, що всі рекомендовані валютні пари внаслідок моделювання портфелю не включені до чорного списку і мають низькі середні величин приросту об'ємів торгів.

Таблиця 4.

Список валютних пар з низькими середніми приростами об'ємів торгів

Валютна пара	Середня величина приросту об'ємів торгів
ETH/USDT	4.2
SOL/USDT	2.5
ADA/USDT	3.2
BNB/USDT	2.3
AVAX/USDT	3.1
DOT/USDT	2.8
LINK/USDT	2.4
MATIC/USDT	3.3
LTC/USDT	2.65
SHIB/USDT	2.2

В результаті аналізу коефіцієнта кореляції та середніх величин приросту об'ємів торгів, було сформовано інвестиційний портфель, в який увійшли всі 10 валютних пар, які пройшли перевірку. Частка кожної валютної пари в інвестиційному портфелі буде однаковою, оскільки не має достовірних даних стосовно впливу відкритого інтересу на потенційну дохідність криптовалют.

Таблиця 5.

Структура отриманого інвестиційного портфелю криптовалют

Валютна пара	Частка в інвестиційному портфелі, %
ETH/USDT	10
SOL/USDT	10
ADA/USDT	10
BNB/USDT	10
AVAX/USDT	10
DOT/USDT	10
LINK/USDT	10
MATIC/USDT	10
LTC/USDT	10
SHIB/USDT	10

Розроблена автоматична система є кросплатформенною. На протязі декількох місяців вона працювала на сервері без втручання оператора під управлінням операційної системи Debian Linux 12, потім – під управлінням ОС Windows Server 2016. Для перевірки стабільності та надійності роботи системи було обрано спеціальну конфігурацію з не великим обсягом оперативної пам'яті – 512 мегабайт та одноядерним процесором.

Для аналізу щоденних котирувань валютних пар та відкритого інтересу в середньому завантажувалось близько 20 гігабайт даних. За цей час не було виявлено витоків пам'яті внаслідок роботи скриптів, що є основою автоматичної системи, swap-файл жодного разу не збільшувався до 500 мегабайт.

Максимальна зручність переносу між різними серверами досягається за рахунок використання мови програмування Python 3.9 та мінімуму бібліотек в коді скриптів (os, math, pandas, datetime, csv, bybit).

Висновки. В роботі вирішено важливі науково-практичні задачі:

- запропоновано прості та ефективні лінійні моделі фільтрації криптовалют, які запобігають включенню ризикованих активів до інвестиційного портфелю;
- розроблено максимально прості алгоритми, які будуть швидко та надійно розподіляти криптовалюту в чорний список або в інвестиційний портфель;
- розроблено базу даних для зберігання проміжних результатів по кожній криптовалютній парі;
- сформовано збалансований інвестиційний портфель з однаковими частками кожної криптовалюти;
- запропоновано моделі відбору криптовалют, які доцільно включити в інвестиційний портфель;
- сформовано інвестиційний портфель з однаковими частками по кожній з криптовалют;

– розроблено автоматичну кросплатформену систему моделювання портфелю криптовалют з використанням мови Python та бази даних. Така система може стабільно працювати в режимі реального часу на серверах з мінімальними технічними характеристиками та під управлінням різних ОС. В процесі розробки даної системи було проведено аналіз різних мов програмування, оптимальним вибором стала мова програмування Python через велику кількість офіційних API від популярних криптобірж, а також через широкі можливості бібліотеки Pandas для обробки різних видів даних.

Також паралельно було проведено аналіз популярних криптобірж та їх API. Аналізувались такі параметри, як швидкодія, стабільність, великі ліміти денних запитів до серверу біржи, зручність парсингу отриманих даних, низький рівень надлишковості вхідних даних. Оптимальною виявилась біржа Bybit.

Список літератури

1. Velez O., Capra G. The Complete Guide to Market Breadth Indicators. Marketplace Books, 2011. 240 с.
2. Foresi S., Markese J. (). Volume Spread Analysis Explained. Technical Analyst Press, 2004. 180 с.
3. Xu J., Livshits B., Gervais A. The Anatomy of a Cryptocurrency Pump-and-Dump Scheme. *Proceedings of the 28th USENIX Security Symposium*. 2019
4. Le Pennec G., Fiedler I., Ante L. Pump and Dump schemes in the cryptocurrency market. *Economics Letters*. 2020. V.197. 109646.
5. Silva A. F., Kim M. (). Pump-and-Dump in Cryptocurrency Markets: Empirical Evidence. *Journal of Financial Markets*, 2020. V.54. P. 100-123.
6. Houben R., Snyers A. Cryptocurrencies and blockchain: Legal context and implications for financial crime, money laundering and tax evasion. European Parliament, 2018.
7. Zohar A. (). Bitcoin: under the hood. *Communications of the ACM*. 2015. V.58(9). P.104-113.

COMPUTER MODELING OF INVESTMENT PORTFOLIO OF CRYPTOCURRENCIES BASED ON DATABASES OF OPEN INTEREST

L.V. Bovnegra¹, Y.I. Babych², M.I. Babych³, V.V. Vozniuk⁴

National Odesa Polytechnic University

1, Shevchenko Ave., Odesa, 65044, Ukraine

Emails: dlv5@ukr.net¹, babich.u.i@op.edu.ua², babich.tiger@gmail.com³,
vavozniuk@gmail.com⁴

The article provides an in-depth analysis of trading strategies based on trading volumes (open interest) and their suitability for cryptocurrency trading. With the development of the cryptocurrency market, where volatility and liquidity differ significantly from traditional financial markets, there is a need to adapt classical approaches to new conditions. Analyzing trading volumes and tick data enables traders to assess market sentiment, identify entry and exit points, and predict potential market movements. A significant advantage of cryptocurrency exchanges compared to traditional ones is the availability of real-time access to all market data, including open interest. Cryptocurrency quotes and open interest data will form the basis of the input for the cross-platform automated cryptocurrency portfolio modeling system developed in the course of this research. A key role is assigned to filtering assets used by malicious actors for pump schemes to avoid potentially significant losses or even account liquidation. The value of this work lies in describing all models for filtering risky assets and incorporating the safest and most predictable cryptocurrencies into the portfolio based on their dynamics. These models form the foundation of a system that allows investment funds and other institutions investing in cryptocurrencies to adjust their portfolios in real-time (24/7), maximizing their safety. Additionally, an automated portfolio modeling system was created, which was tested on servers running different operating systems and proved to be portable and stable.

Keywords: investment portfolio, cryptocurrencies, pump schemes, open interest, script, database, modeling.