

РЕЖИМНО-ЗАЛЕЖНЕ АГЕНТНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ТОРГОВЕЛЬНОЇ ПОВЕДІНКИ ТА РИНКОВОЇ ДИНАМІКИ ЦИФРОВОГО АКТИВУ MIRA У СИСТЕМІ АВТОМАТИЗОВАНОГО МАРКЕТ-МЕЙКІНГУ

*А. А. Макурін, д. е. н., професор, НТУ «Дніпровська політехніка», makurin.A.A@ntu.one,
<https://orcid.org/0000-0001-8093-736X>,*

*С. О. Острянин, Ph. D (Економ.), доцент, НТУ «Дніпровська політехніка»,
ostrianyn.s.o@ntu.one, <https://orcid.org/0000-0001-9012-9913>*

Методологія дослідження. У дослідженні використано комплексний підхід до моделювання торговельної поведінки учасників ринку цифрового активу MIRA, що поєднує класифікацію адрес, приховану марковську модель (НММ), стохастичні агентні політики та рекурсивну модель автоматизованого маркет-мейкінгу з постійним добутком (СРММ). На основі історичних транзакцій адреси було агреговано у три поведінкові кластери, для яких сформовано режимно-залежні політики активності, кількості операцій та торговельних бюджетів. Для визначення латентних станів ринку використано НММ із фільтрованими ймовірностями, розрахованими виключно на основі інформації, доступної до початку відповідного блока. Кількість операцій моделювалася з використанням від'ємного біноміального розподілу, торговельні бюджети – комбінацією зрізаного розподілу Student-*t* та узагальненого розподілу Парето, а їх розподіл між окремими операціями – розподілом Діріхле. динаміку без використання фактичних транзакцій симульованого інтервалу.

Результати. Результати дослідження засвідчили наявність вираженої поведінкової неоднорідності учасників ринку MIRA, що дозволило сформулювати три агреговані кластери з відмінними характеристиками торговельної активності. Встановлено доцільність використання трирежимної специфікації НММ для опису латентних станів ринку та включення режимних імовірностей до генеративних політик кластерів. Запропонована модель забезпечила послідовне формування активності, кількості та бюджетів операцій з урахуванням поточного стану ринку та ліквідності пулу. Рекурсивна СРММ-симуляція сформувала замкнений контур, у якому згенеровані операції ендегенно змінюють резерви та ціну, а отриманий стан використовується для генерації наступного блока.

Новизна. Наукова новизна полягає у розробленні режимно-залежної генеративної моделі торговельної поведінки, яка трансформує емпірично визначені поведінкові кластери адрес у агрегованих агентів із власними стохастичними політиками. На відміну від підходів, що розглядають кластеризацію, режимну динаміку та механіку АММ відокремлено, запропоновано їх інтеграцію в єдину рекурсивну систему.

Практична значущість. Практична значущість дослідження полягає у можливості використання запропонованої моделі для аналізу поведінки гетерогенних груп учасників децентралізованих фінансових ринків та оцінювання їхнього впливу на ринкову динаміку. Розроблений підхід може застосовуватися для тестування контрфактичних сценаріїв, оцінювання стійкості ліквідності та дослідження наслідків зміни параметрів торговельних політик і механізмів автоматизованого маркет-мейкінгу.

Ключові слова: цифровий актив, MIRA, агентне моделювання, поведінкові кластери, прихована марковська модель, автоматизований маркет-мейкінг, децентралізовані фінанси.

Постановка проблеми. Токен MIRA було створено в межах публічної кампанії зі збору коштів на дослідження рідкісної дитя-

чої пухлини головного мозку. У межах реалізованої моделі половину загальної пропозиції токена було передано батькові дитини

як бенефіціару проєкту [1]. Така особливість по-ходження токена зумовлює необхідність розглядати його ринкову динаміку не лише з позицій стандартних характеристик криптовалютного ринку, а й з урахуванням специфіки поведінки учасників та механізмів формування ціни в децентралізованих торговельних середовищах.

На ринках, функціонування яких ґрунтується на механізмі автоматизованого маркет-мейкера (Automated Market Maker, АММ), ціна активу формується не тільки під впливом агрегованого співвідношення попиту та пропозиції. Вона є результатом послідовної взаємодії окремих операцій, їхнього напрямку та обсягу відносно поточних резервів ліквідності. За таких умов використання агрегованих показників частоти та середнього обсягу транзакцій є недостатнім для відтворення поведінки учасників і оцінювання альтернативних сценаріїв функціонування ринку. Це зумовлює необхідність застосування генеративного підходу, у межах якого поведінка груп учасників залежить від поточного ринкового стану, а результати здійснених операцій, своєю чергою, ендогенно визначають подальшу траєкторію ринкової системи.

На попередньому етапі дослідження адреси, пов'язані з торгівлею MIRA, було класифіковано за трьома поведінковими кластерами. Проведена кластеризація дає змогу визначити склад відповідних груп та виявити відмінності в їхніх історичних торговельних характеристиках. Водночас сам факт належності адреси до певного кластера не визначає умовних правил генерації майбутніх купівель і продажів, частоти здійснення операцій, а також розподілу коштів між окремими транзакціями. Аналогічно, модель ринкових режимів дає змогу описати динаміку агрегованого прихованого стану ринку, проте безпосередньо не визначає, яким чином зміна цього стану трансформується у конкретні торговельні дії окремих груп учасників. Механізм постійного добутку (Constant Product Market Maker, CPMM), своєю чергою, визначає наслідки вже здійсненої операції для резервів ліквідності та

ціни, але не пояснює механізмів прийняття рішення щодо того, хто, коли та з яким обсягом коштів ініціює відповідну транзакцію [2].

Таким чином, наукова проблема дослідження полягає у трансформації емпірично ідентифікованих поведінкових кластерів адрес в агрегованих агентів, торговельні політики яких є стохастичними та залежать від поточного ринкового режиму, а також у перевірці здатності сукупної поведінки таких агентів відтворювати основні статистичні та динамічні характеристики реального ринку в замкненому контурі. Така постановка передбачає одночасне поєднання прихованого стану ринку, історії торговельної поведінки кластерів, розподілів кількості та бюджетів операцій, а також ендогенного оновлення резервів ліквідності та ціни відповідно до правил CPMM.

У межах запропонованого підходу для кожного поведінкового кластера оцінюється окрема торговельна політика, у якій ймовірності перебування ринку в певних режимах, отримані за допомогою прихованої марковської моделі (Hidden Markov Model, НММ), використовуються як пояснювальні змінні. Таким чином, імовірність здійснення операції, її напрям і характеристики визначаються не лише історичною поведінкою відповідної групи, а й поточним латентним станом ринку. Результати спільної діяльності агентів послідовно передаються до механізму CPMM, де кожна операція змінює структуру резервів, а через неї – ціну та наступний стан системи. Отже, формується замкнений контур взаємодії «ринковий стан → поведінка агентів → операція → зміна резервів і ціни → новий ринковий стан».

Предметом аналізу є параметри торговельних політик визначених кластерів та якість їхньої спільної роботи у відтворенні динаміки досліджуваного ринку. Водночас контрфактичне моделювання альтернативних сценаріїв, оцінювання окремих політик бенефіціара та визначення обсягу коштів, отриманих ним у результаті функціонування токена, не входять до завдань цього дослідження. Така межа дослідження дає змогу

зосередитися безпосередньо на генеративному відтворенні ринкової динаміки та оцінюванні ролі режимно-залежної поведінки агрегованих груп учасників.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Публічні блокчейни формують детальний цифровий слід транзакцій, що створює можливості для емпіричного виявлення стійких характеристик окремих адрес і груп учасників. Кластеризаційні методи застосовуються для формування поведінкових типологій користувачів Bitcoin та Ethereum [3], ідентифікації економічних ролей учасників за темпом, обсягом та структурою транзакцій [4], а також виявлення диференційованих торговельних патернів Bitcoin-адрес [5]. Сукупність цих досліджень підтверджує наявність істотної поведінкової неоднорідності учасників криптовалютних ринків. Водночас кластеризація за своєю природою формує типологію, що характеризує історичну поведінку адрес, але не визначає повноцінної генеративної політики, здатної описувати ймовірність, кількість, напрям і розмір майбутніх операцій за різних станів ринку.

В агентно-орієнтованій обчислювальній економіці агрегована ринкова динаміка розглядається як результат повторюваної взаємодії гетерогенних агентів та зворотних зв'язків між їхніми мікрорішеннями і макрорівневим станом системи [5]. Застосування цього підходу до фінансових ринків дає змогу формалізувати зв'язок між індивідуальними правилами поведінки учасників та агрегованими властивостями ринкової системи [5]. Зокрема, агентно-орієнтовані моделі Bitcoin використовувалися для відтворення взаємопов'язаних процесів торгівлі, майнінгу та формування ціни [4]. Проте у значній частині таких моделей типи агентів та правила їхньої поведінки задаються дослідником апріорно. У запропонованому підході склад агрегованих агентів визначається на основі емпіричної кластеризації блокчейн-адрес, тоді як параметри їхніх торговельних політик оцінюються безпосередньо за спостережуваними блоковими потоками. Це дає змогу поєднати емпіричну ідентифікацію гетерогенності учасників із генеративним моделюванням їхньої подальшої поведінки.

Водночас емпірична валідація агентно-орієнтованих моделей становить окрему методологічну проблему, зумовлену нелінійністю, стохастичністю та взаємозалежністю мікро- і макрорівнів. Відтворення окремих стилізованих фактів саме по собі не гарантує адекватного відтворення спільної динаміки системи. У зв'язку з цим параметри моделі, початкові умови, джерела випадковості та показники, за якими здійснюється валідація, мають бути концептуально та процедурно розмежовані [4]. З огляду на це у запропонованому дослідженні оцінювання окремих торговельних політик доповнюється їхньою спільною перевіркою у замкненому контурі. Якість генеративної моделі оцінюється за одночасним відтворенням ціни, кількості операцій, торговельного обороту та частки потоків за напрямками операцій.

Додатковий методологічний вимір пов'язаний зі специфікою децентралізованих фінансів (DeFi), у межах яких торговельні та інші фінансові послуги реалізуються переважно через програмовані смартконтракти [3]. На відміну від централізованих бірж із книгою ордерів, в автоматизованих маркет-мейкерах (Automated Market Makers, АММ) пул ліквідності виступає контрагентом операції, а ціна визначається заданою функцією збереження (invariant function), а не безпосереднім зіставленням заявок покупців і продавців [6]. Для маркет-мейкерів із функцією постійного добутку (Constant Product Market Maker, CPMM) результат кожної операції залежить від її параметрів, комісії та поточного стану резервів пулу [7]. Отже, порядок здійснення транзакцій та їхній відносний розмір щодо наявної ліквідності є не другорядними характеристиками, а безпосередніми детермінантами подальшої цінової динаміки.

Формулювання мети статті. Метою статті є розроблення та емпіричне оцінювання режимно-залежних стохастичних торговельних політик для трьох поведінкових кластерів учасників ринку токена MIRA, а також визначення їхньої сукупної здатності відтворювати ключові характеристики ринкової динаміки в умовах замкненої симуляції на основі механізму постійного добутку (Constant Product Market Maker, CPMM).

Виклад основного матеріалу дослідження. Дослідження присвячено реалізації чотирьох взаємопов'язаних завдань: (1) реконструювати єдиний синтетичний ринок на основі чистих потоків операцій трьох досліджуваних пулів ліквідності; (2) оцінити ймовірності прихованих ринкових режимів із використанням виключно інформації, доступної до моменту початку відповідного блока, що забезпечує відсутність інформаційного витоку під час подальшого моделювання; (3) для кожного з трьох поведінкових кластерів оцінити режимно-залежні моделі торговельної активності, умовної кількості операцій та блокових бюджетів; (4) здійснити спільну емпіричну перевірку оцінених політик у рекурсивній СРММ-симуляції, у якій параметри фактичних транзакцій досліджуваного інтервалу не використовуються як вхідні дані, а кожна згенерована операція ендогенно змінює стан резервів, ціну та умови виконання наступних операцій [8].

Таким чином, поставлені завдання забезпечують послідовний перехід від емпіричної реконструкції ринку та ідентифікації його латентних режимів до формування генеративних політик поведінки агрегованих груп учасників і перевірки їхньої здатності спільно відтворювати спостережувану ринкову динаміку.

Дослідження охоплює період від 26 грудня 2024 р. до 12 січня 2026 р. Відібрано три найбільші пули MIRA/WSOL, які забезпечували 92,239% спостережуваного обороту MIRA. Операції в межах однієї транзакції зведено до чистого напрямку, після чого їх послідовно виконано у спільному віртуальному СРММ. Така реконструкція створює один ринковий стан і не ототожнює синтетичний пул із фактичною ліквідністю окремого пулу.

Початковий резерв MIRA визначено, як:

$$X_0 = \max \left\{ m_V X_{0,p^*}, \frac{C_{\max}}{0,9} \right\},$$

де m_V – відношення обороту трьох пулів до обороту найбільшого пулу, X_{0,p^*} – його початковий резерв, а $C_{\max}$ – максимальна накопичена чиста купівля MIRA. Поча-

тковий резерв WSOL дорівнює $Y_0 = P_0 X_0$. Значення m_V і $C_{\max}$ розраховано за повною історією, тому це ретроспективна стабілізована реконструкція, а не оцінка ліквідності, доступна в момент запуску.

Одиницею часу є п'ятихвилинний блок. Три раніше отримані поведінкові кластери адрес подано як агрегованих агентів $c = 1, 2, 3$. Їх нейтрально описано як великі ринково впливові операції, ранній епізодичний потік і масову дрібну спорадичну участь. Неоднозначний та неатрибутований потік утворює технічний компонент $c = 0$, який не є четвертим поведінковим архетипом. Кластеризацію виконано за повною доступною історією; отже подальша оцінка політик є умовною щодо ретроспективно фіксованого складу груп [9].

Після детермінованої першої доби дані поділено за накопиченою кількістю активних блоків. Календарні межі встановлено ретроспективно, але спостереження після відповідної межі не використовувалися для оцінювання кандидатних моделей.

У таблиці 1 наведено структуру вибірки та архітектура генеративної моделі MIRA.

Детальна математична специфікація запропонованої моделі винесена в окремий технічний додаток. У ньому представлено повні вектори ознак, використані для оцінювання режимів ринку та торговельних політик окремих кластерів. Також наведено функції правдоподібності та відповідні параметричні обмеження, що забезпечують коректність оцінювання моделей. Окрему увагу приділено правилам обрізання, обмеженням випадкових величин і формулам факторних шарів, необхідним для відтворення процедури симуляції. Повна технічна специфікація моделі доступна у відповідному застосунку `mira_regime_agent_simulation_technical_appendix_ua.md`, що забезпечує відтворюваність запропонованого підходу [10].

На рисунок 1 наведено послідовність обчислення режиму, генерування операцій та рекурсивного оновлення СРММ.

Структура вибірки та архітектура генеративної моделі MIRA

Блок	Рівень / етап	Основний вхід	Вихід / показник	Специфікація / характеристика
Дані	Запуск	П'ятихвилинні блоки	288 блоків; 288 активних	Кінцева дата: 27.12.2024 02:30
Дані	Навчальна вибірка	П'ятихвилинні блоки	11 986 блоків; 9 951 активний	Кінцева дата: 06.02.2025 17:20
Дані	Валідаційна вибірка	П'ятихвилинні блоки	16 981 блок; 3 317 активних	Кінцева дата: 06.04.2025 16:25
Дані	Діагностичний період	П'ятихвилинні блоки	80 734 блоки; 3 317 активних	Кінцева дата: 12.01.2026 00:15
Модель	Ринковий режим	Ознаки, доступні до початку блока	(q_t)	Hurdle Student-t HMM
Модель	Рідкісний спільний шок	Попередній шок, вік, режим	(Z_t)	Hurdle-модель знака й масштабу
Модель	Повільний напрямний стан	Попередній денний стан, вік, режим	(S_d)	AR Student-t
Модель	Активність сторони	Вік, власні лаги, (q_t), (Z_t), (S_d), стан пулу	($J_{\{(c,s,t)\}}$)	Логістична модель
Модель	Кількість операцій	Ті самі ознаки за умови активності	($N_{\{(c,s,t)\}}$)	Зсунута NB2
Модель	Спільна поява сторін	Маргінальні ймовірності купівлі та продажу	($(J_{\{(c,+,t)\}}, J_{\{(c,-,t)\}})$)	Двовимірний Бернуллі з віковим odds ratio
Модель	Блоковий бюджет	Кількість, режим, фактори, резерв	($U_{\{(c,s,t)\}}$)	Student-t до порога та GPD для перевищення
Модель	Денний масштаб бюджету	День, компонент, сторона, резерв	($D_{\{(c,s,d)\}}$)	Ієрархічний Student-t множник
Модель	Окремі операції	Блоковий бюджет і кількість	($U_{\{(c,s,t,i)\}}$)	Розподіл Діріхле
Модель	Ринковий стан	Упорядковані операції	((X_t, Y_t, P_t))	Рекурсивний CPMM

Джерело: сформовано авторами самостійно

Рекурсивна симуляція побудована за принципом інформаційної каузальності, відповідно до якого на початку кожного блока (t) модель використовує виключно інформацію, доступну до моменту його формування. Стан системи перед початком блока представлено історією ($H_{\{t-1\}}$) та поточними резервами пулу ($(X_{\{t-1\}}, Y_{\{t-1\}})$). За фіксованих оцінених параметрів прихованої марковської моделі (Hidden Markov Model, HMM) на основі доступних лагованих ознак формуються фільтровані ймовірності трьох латентних режимів:

$$[q_t = (q_{\{t,1\}}, q_{\{t,2\}}, q_{\{t,3\}}).]$$

Отриманий вектор режимних ймовірностей використовується як один із ключових входів до генеративних політик поведінкових кластерів. Для кожного кластера (c) формується стохастична дія:

$$[A_{\{c,t\}} = (N_{\{c,+,t\}}, N_{\{c,-,t\}}, U_{\{c,+,t\}}, U_{\{c,-,t\}}),]$$

де ($N_{\{c,s,t\}}$) визначає кількість операцій відповідної сторони, а ($U_{\{c,s,t\}}$) – їхній агрегований бюджет. Після цього блокові бюджети розподіляються між окремими транзакціями, сформовані операції всіх кластерів випадково перемішуються та послідовно виконуються відповідно до правил

CPMM. Результати виконаних операцій – оновлені резерви, ціна та інші згенеровані характеристики – формують новий стан (H_t), який використовується як інформаційна база для генерації активності у наступному блоці. Принциповою умовою симу-

ляції є те, що фактичні транзакції з інтервалу, який моделюється, не передаються в рекурсивний контур і, таким чином, не використовуються для генерації наступних станів [11].

Рекурсивний потік режимно-залежної агентної CPMM-моделі

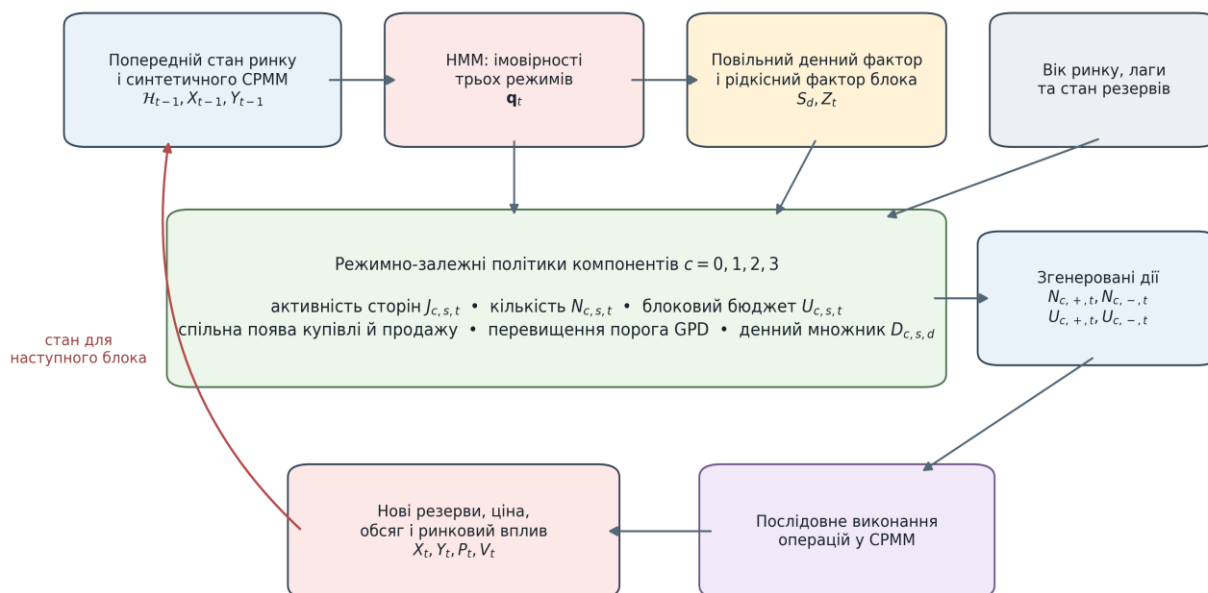


Рис. 1. Послідовність обчислення режиму, генерування операцій та рекурсивного оновлення CPMM

Джерело: сформовано самостійно

Для ідентифікації латентних станів ринку використано НММ, до якої включено набір характеристик, доступних до початку відповідного блока. Базовий набір містить лаговану волатильність на горизонтах 1 та 6 годин, лагований логарифм глибини ліквідності, шестигодинне просідання ціни та тривалість періоду від попереднього активного блока. Після активного блока до інформаційного набору додаються лаговані показники доходності, дисбалансу потоків, кількості операцій, обороту відносно резервів та зміни глибини ліквідності. Усі неперервні перетворення параметрів оцінювалися виключно на відповідній навчальній частині вибірки, що запобігає використанню інформації майбутнього.

Кількість латентних режимів (K) визначалася шляхом порівняння специфікацій ($K \in \{2, 3, 4, 5\}$) на валідаційній вибірці з одночасним урахуванням якості статистичного

опису НММ та результатів замкненої генеративної симуляції. За результатами такого відбору оптимальною визначено трирежимну специфікацію ($K=3$), після чого параметри моделі переоцінено на об'єднаній навчальній та валідаційній вибірках.

Для врахування спільного напрямного впливу на активність різних кластерів введено рідкісний фактор (Z_t), який інтерпретується як статистичне узагальнення короткострокового спільного шоку. Його генерація здійснюється послідовно: спочатку моделюється ймовірність виникнення шокової події, після чого окремо визначаються її знак та величина. Така декомпозиція дає змогу розмежувати частоту появи екстремальних подій та їхню інтенсивність.

Для опису повільнішої компоненти напрямної динаміки використано денний фактор, сформований на основі семиденного співвідношення чистого та валового ціново-

го тиску. Після перетворення показника за допомогою функції (atanh) його динаміку представлено авторегресійною моделлю:

$$[W_d = \gamma_0 + \phi W_{d-1} + \gamma_a \log(1 + a_{gd}) + \gamma_q \phi' \operatorname{prime}_d + \varepsilon_d, \quad \varepsilon_d \sim N(0, \sigma_S),]$$

де (a_{gd}) характеризує вік відповідного ринкового стану, а (r_d) містить контрасти ймовірностей латентних режимів. Остаточний повільний фактор визначається, як:

$$[S_d = \tanh(W_d).]$$

Рідкісний фактор (Z_t) та повільний денний фактор (S_d) не розглядаються як структурні пояснення мотивів поведінки учасників. Вони є статистичними латентними узагальненнями спостережуваних потоків і використовуються виключно для підвищення здатності генеративної моделі відтворювати спільну динаміку торговельної активності.

Для кожного поведінкового кластера (c) та сторони операції ($s \in \{+1, -1\}$) ймовірність виникнення активності моделюється логістичною функцією:

$$\alpha_{c,s}^A \widetilde{x}_{c,s,t}^{\prime} \beta_{c,s}^A \lambda_{c,s}^A Z_t \kappa_{c,s}^A | Z_t|.]$$

Вектор ($\widetilde{x}_{c,s,t}$) включає вік ринку, власну лаговану кількість операцій, попередній чистий потік, контрасти режимних ймовірностей та відповідні взаємодії. Додатково повільний фактор (S_d), а також доступні до початку блока характеристики рівня та тренду ціни пулу використовуються для коригування маргінальних ймовірностей купівлі та продажу в протилежних напрямках. Така специфікація дає змогу враховувати як індивідуальну інерцію торговельної поведінки, так і залежність активності від поточного режиму та загального напрямного стану ринку.

За умови виникнення активності кількість операцій моделюється за зсунутою від'ємною біноміальною моделлю другого типу:

$$[N_{c,s,t} = 1 + M_{c,s,t}, \quad M_{c,s,t} \sim \text{NB2}(\mu_{c,s,t}, \alpha_{c,s}),]$$

де умовне математичне сподівання визначається рівнянням:

$$\alpha_{c,s}^N \widetilde{x}_{c,s,t}^{\prime} \beta_{c,s}^N \lambda_{c,s}^N Z_t \kappa_{c,s}^N | Z_t|.]$$

Застосування зсунутої специфікації забезпечує позитивність кількості операцій за умови активності, тоді як від'ємна біноміальна компонента враховує надлишкову дисперсію лічильних даних.

Залежність між появою купівель і продажів у межах одного кластера моделюється за допомогою двовимірного розподілу Бернуллі. Ступінь взаємозалежності визначається через вікове відношення шансів:

$$[OR_{c,b} = \frac{p_{11} p_{00}}{p_{01} p_{10}}],]$$

яке оцінюється окремо для чотирьох вікових інтервалів: 0–7, 7–30, 30–90 та понад 90 днів. Такий підхід дозволяє врахувати зміну взаємозв'язку між протилежними напрямками активності залежно від тривалості функціонування відповідного ринкового стану.

Для забезпечення порівнюваності бюджетів між блоками їхній масштаб нормується на відповідний резерв пулу безпосередньо перед початком блока. Для купівель та продажів відповідно використовуються:

$$[B_{c,+,t} = \frac{U_{c,+,t}^{WSOL}}{Y_{t^-}}, \quad B_{c,-,t} = \frac{U_{c,-,t}^{MIRA}}{X_{t^-}}],]$$

де (X_{t^-}) та (Y_{t^-}) – резерви відповідних активів безпосередньо перед виконанням операцій блока. Таке нормування забезпечує залежність потенційного масштабу операцій від поточної глибини ліквідності.

Для логарифма нормованого бюджету

$$[l_{c,s,t} = \log B_{c,s,t}]$$

95-й перцентиль навчальної вибірки використовується як кластерно-сторонній поріг ($u_{c,s}$). Спостереження до порога моделюються зрізаним розподілом Student(t), тоді як перевищення порога описуються узагальненим розподілом Парето (Generalized Pareto Distribution, GPD). Умовні середні та масштаби бюджетного розподілу залежать від кількості операцій, поточного режиму, факторів (Z_t) і (S_d), а також доступного до початку блока стану пулу.

Додатково використовується денний компонентно-сторонній логарифмічний множник, який коригує всі відповідні дочір-

ні бюджети протягом дня. Сила цього коригування встановлена на рівні 0,8 за результатами валідації. Така структура дає змогу одночасно враховувати блокову варіативність бюджетів, їхню залежність від ринкового режиму та повільнішу денну неоднорідність.

На наступному рівні кожний агрегований блоковий бюджет розподіляється між окремими операціями без зміни його загальної величини. Для цього використовується симетричний розподіл Діріхле:

$$[(w_1, \dots, w_N) \sim \text{Dirichlet}(\alpha_{\{c,s\}^D}, \dots, \alpha_{\{c,s\}^D}),]$$

після чого бюджет окремої операції визначається, як:

$$[U_i = U w_i, \quad \sum_{i=1}^N U_i = U]$$

Отже, рівень окремих транзакцій не створює додаткового бюджету, а лише визначає його внутрішню структуру, що забезпечує точне збереження агрегованого обсягу коштів на рівні блока [12].

Після генерації кількості та бюджетів усі операції кластерів випадково перемішуються в межах блока та послідовно виконуються в єдиному СРММ-пулі. Перед кожною операцією стан резервів позначається як $((X, Y))$, а інваріант пулу визначається, як:

$$[k = XY.]$$

Для купівлі MIRA за вхідного бюджету (u) в WSOL та комісії (f) ефективний вхід становить:

$$[u_{\text{eff}}] = u(1-f),]$$

а після операції резерви визначаються, як:

$$[Y' = Y + u, \quad X' = \frac{k}{Y + u_{\text{eff}}}.]$$

Відповідно, для продажу MIRA за вхідного обсягу (v) ефективний обсяг визначається, як:

$$[v_{\text{eff}}] = v(1-f),]$$

а нові резерви розраховуються за формулами:

$$[X' = X + v, \quad Y' = \frac{k}{X + v_{\text{eff}}}.]$$

Після кожної окремої операції ціна пулу рекурсивно оновлюється, як:

$$[P' = \frac{Y'}{X'}.]$$

Таким чином, кожна згенерована транзакція змінює резерви пулу та безпосеред-

ньо впливає на умови виконання наступної операції. Ця властивість формує замкнений механізм ендогенного зворотного зв'язку, у якому поведінка агентів визначає послідовність операцій, операції змінюють стан СРММ, а змінений стан пулу впливає на подальшу генерацію торговельної активності. При цьому зовнішній ціновий ряд, а також будь-які коригування симульованої ціни до фактичної історичної ціни не використовуються. Отже, траєкторія (P_t) формується виключно внутрішньою взаємодією режимів, генеративних політик кластерів та механіки СРММ, що забезпечує принципово замкнене відтворення ринкової динаміки без підміни симуляції фактичними спостереженнями. У таблиці 2 наведено поведінкові профілі кластерів.

Кластер 1 – великі ринково впливові операції з перевагою продажного обсягу. Найменша група адрес забезпечила 65,13% атрибутованого 150-денного обороту. Її середній ціновий вплив був у 4,87 рази більшим, ніж у кластера 3. Повний профіль також характеризувався найбільшим відносним розміром, пізнішим середнім часом торгівлі та меншою глибиною ринку під час виконання. Відносно близькі медіани розміру показують, що концентрацію обороту формували передусім правий хвіст великих операцій.

Кластер 2 – ранній епізодичний потік у напружених ринкових станах. Його операції мали найраніший середній ринковий час і припадали на контексти з найвищими дохідністю, волатильністю, просіданням та узгодженістю з моментумом. За перші 150 днів кластер забезпечив лише 4,95% атрибутованих операцій і 5,53% обороту. Частка купівель 38,75% і чистий потік –10,53% вказують на найвиразнішу перевагу продажного потоку серед трьох груп на цьому горизонті.

Кластер 3 – масова дрібна та спорадична участь. Він об'єднав 57,58% адрес і 68,46% атрибутованих операцій, але 29,34% обороту. Незначна перевага купівель за кількістю не компенсувала більший сумарний обсяг продажу. Кластер мав найнижчий середній ціновий вплив і найбільшу частку одноразових адрес.

Поведінкові профілі кластерів

Показник	Кластер 1	Кластер 2	Кластер 3
Нейтральна назва	Великі ринково впливові операції	Ранній епізодичний потік	Масова дрібна спорадична участь
Частка всіх адрес, %	9,25	33,17	57,58
Частка атрибутованих операцій за 150 днів, %	26,60	4,95	68,46
Частка атрибутованого обороту за 150 днів, %	65,13	5,53	29,34
Частка купівель за кількістю, %	46,66	38,75	51,42
Чистий потік / валовий оборот, %	-5,68	-10,53	-3,81
Медіанний розмір операції, MIRA	10 000	7 851	7 974
Середній абсолютний логарифмічний ціновий вплив	0,001624	0,000911	0,000333

Джерело : сформовано автором самостійно.

Середня апостеріорна ймовірність присвоєння становила 0,750, 0,664 і 0,651 для кластерів 1–3. Отже, це відтворювані, але перекривні поведінкові архетипи; особливо для спорадичних адрес мітка не є верифікованою економічною ідентичністю.

Висновки. Запропонована модель забезпечує інформаційно коректне формування торговельних рішень, оскільки під час рекурсивної симуляції використовуються виключно дані, доступні до початку відповідного блока, без подавання фактичних транзакцій симульованого інтервалу. Інтеграція режимних імовірностей, спільних напрямних факторів, моделей активності, кількості та бюджетів операцій дала змогу перейти від статичної класифікації адрес до повноцінного генеративного опису поведінки агрегованих груп учасників. Рекурсивне виконання згенерованих операцій у СРММ забезпечило ендегенне формування резервів і ціни, завдяки чому кожна операція впливає на умови виконання наступної та на подальшу траєкторію ринку. Отриманий підхід створює методичну основу для емпіричної перевірки здатності гетерогенних режимно-залежних агентних політик відтворювати ключові характеристики динаміки децентралізованого ринку без використання зовнішнього цінового ряду.

Література

1. Aspembitova A.T., Feng L., Chew L.Y. Behavioral structure of users in cryptocurrency market. *PLOS ONE*. 2021. Vol. 16, No. 1. Art. e0242600. DOI: 10.1371/journal.pone.0242600.
2. Tesfatsion L. Agent-Based Computational Economics: A Constructive Approach to Economic Theory. In: Tesfatsion L., Judd K. L. (eds.). *Handbook of Computational Economics*. Vol. 2: Agent-Based Computational Economics. Amsterdam: Elsevier, 2006. Pp. 831-880. DOI: 10.1016/S1574-0021(05)02016-2.
3. Cocco L., Concas G., Marchesi M. Using an artificial financial market for studying a cryptocurrency market. *Journal of Economic Interaction and Coordination*. 2017. Vol. 12, No. 2. Pp. 345-365. DOI: 10.1007/s11403-015-0168-2.
4. Windrum P., Fagiolo G., Moneta A. Empirical validation of agent-based models: Alternatives and prospects. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*. 2007. Vol. 10, No. 2. Art. 8.
5. Ardia D., Bluteau K., Rüede M. Regime changes in Bitcoin GARCH volatility dynamics. *Finance Research Letters*. 2019. Vol. 29. Pp. 266-271. DOI: 10.1016/j.frl.2018.08.009.
6. Figà-Talamanca G., Focardi S. M., Patacca M. Regime switches and commonalities of the cryptocurrencies asset class. *Research in International Business and Finance*. 2021. Vol. 57. Art. 101400. <https://doi.org/10.1016/j.najef.2021.101425>
7. Rabiner L.R. A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition. *Proceedings of the IEEE*. 1989. Vol. 77, No. 2. Pp. 257-286. DOI: 10.1109/5.18626.
8. Schär F. Decentralized Finance: On Blockchain- and Smart Contract-Based Financial Markets. *Federal Reserve Bank of St. Louis Review*. 2021. Vol. 103, No. 2. Pp. 153-174. DOI: 10.20955/r.103.153-74.

9. Angeris G., Chitra T. Improved techniques for evaluating constant function market makers. In: *Proceedings of the 2nd ACM Conference on Advances in Financial Technologies*. New York: ACM, 2020. Pp. 34-46. DOI: 10.1145/3419614.3423257.

10. Cartea Á., Drissi F., Monga M. Decentralised Finance and Automated Market Making: Execution and Speculation. 2023. DOI: 10.48550/arXiv.2307.03499.

11. Werner S.M., Perez D., Gudgeon L., Klages-Mundt A., Harz D., Knottenbelt W.J. SoK: Decentralized Finance (DeFi). 2021. DOI: 10.48550/arXiv.2101.08778.

12. Tarasova, T., Usatenko, O., Makurin, A., Ivanenko, V. & Cherchata, A. (2020). Accounting and features of mathematical modeling of the system to forecast cryptocurrency exchange rate. *Accounting*, 6(3), Pp. 357-364. DOI: 10.5267/j.ac.2020.1.003

References

1. Aspembitova, A.T., Feng, L., & Chew, L.Y. (2021). Behavioral structure of users in cryptocurrency market. *PLOS ONE*, Vol. 16, No. 1. Art. e0242600. DOI: 10.1371/journal.pone.0242600

2. Tesfatsion, L. (2006). Agent-Based Computational Economics: A Constructive Approach to Economic Theory. In: Tesfatsion L., Judd K. L. (eds.). *Handbook of Computational Economics*. Vol. 2: Agent-Based Computational Economics. Amsterdam : Elsevier, 2006. Pp. 831-880. DOI: 10.1016/S1574-0021(05)02016-2.

3. Cocco, L., Concas, G., & Marchesi, M. (2017). Using an artificial financial market for studying a cryptocurrency market. *Journal of Economic Interaction and Coordination*, Vol. 12, No. 2, Pp. 345-365. DOI: 10.1007/s11403-015-0168-2.

4. Windrum P., Fagiolo, G., & Moneta, A. (2007). Empirical validation of agent-based models: Alternatives and prospects. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, Vol. 10, No. 2. Art. 8.

5. Ardia, D., Bluteau, K., & Rüede, M. (2019). Regime changes in Bitcoin GARCH volatility dynamics. *Finance Research Letters*, Vol. 29, Pp. 266-271. DOI: 10.1016/j.frl.2018.08.009.

6. Figà-Talamanca, G., Focardi, S.M., Patacca, M. (2021). Regime switches and commonalities of the cryptocurrencies asset class. *Research in International Business and Finance*, Vol. 57, Art. 101400.

<https://doi.org/10.1016/j.najef.2021.101425>

7. Rabiner, L.R. (1989). A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition. *Proceedings of the IEEE*, Vol. 77, No. 2. Pp. 257-286. DOI: 10.1109/5.18626.

8. Schär, F. (2021). Decentralized Finance: On Blockchain- and Smart Contract-Based Financial Markets. *Federal Reserve Bank of St. Louis Review*, Vol. 103, No. 2. Pp. 153-174. DOI: 10.20955/r.103.153-74.

9. Angeris, G., & Chitra, T. (2020). Improved techniques for evaluating constant function market makers. *Proceedings from MIIM '20 2nd ACM Conference on Advances in Financial Technologies*. (pp. 34-46). New York: ACM. DOI: 10.1145/3419614.3423257.

10. Cartea, Á., Drissi, F., & Monga, M. (2023). Decentralised Finance and Automated Market Making: Execution and Speculation. DOI: 10.48550/arXiv.2307.03499.

11. Werner, S.M., Perez, D., Gudgeon, L., Klages-Mundt, A., Harz, D., & Knottenbelt, W.J. (2021). SoK: Decentralized Finance (DeFi). DOI: 10.48550/arXiv.2101.08778.

12. Tarasova, T., Usatenko, O., Makurin, A., Ivanenko, V. & Cherchata, A. (2020). Accounting and features of mathematical modeling of the system to forecast cryptocurrency exchange rate. *Accounting*, 6(3), 357-364. DOI: 10.5267/j.ac.2020.1.003

MODE-DEPENDENT AGENT MODELING OF TRADING BEHAVIOR AND MARKET DYNAMICS OF THE MIRA DIGITAL ASSET IN AN AUTOMATED MARKET-MAKING SYSTEM

*A. A. Makurin, D.E., Full Professor, Dnipro University of Technology,
S. O. Ostrianin, Ph. D (Econ.), Associate Professor, Dnipro University of Technology*

Methods. The study used a comprehensive approach to modeling the trading behavior of participants in the MIRA digital asset market, combining address clustering, a hidden Markov model (HMM), stochastic agent policies, and a recursive model of automated market making with a constant product (CPMM). Based on historical transactions, addresses were aggregated into three behavioral clusters, for which regime-dependent policies of activity, number of transactions, and trading budgets were formed. To determine latent market states, an HMM with filtered probabilities calculated exclusively on the basis of information available before the beginning of the corresponding block was used. The number of transactions was modeled using a negative binomial distribution, trading budgets were modeled using a combination of a truncated Student-t distribution and a generalized Pareto distribution, and their distribution between individual transactions was modeled using a Dirichlet distribution. dynamics without using actual transactions of the simulated interval.

Results. The results of the study showed the presence of pronounced behavioral heterogeneity of MIRA market participants, which allowed the formation of three aggregated clusters with distinct characteristics of trading activity. The feasibility of using a three-mode HMM specification to describe latent market states and including regime probabilities in the generative policies of clusters was established. The proposed model provided a consistent formation of activity, number and budgets of operations taking into account the current state of the market and pool liquidity. Recursive CPMM simulation formed a closed loop in which generated operations endogenously change reserves and price, and the obtained state is used to generate the next block.

Novelty. The scientific novelty lies in the development of a regime-dependent generative model of trading behavior, which transforms empirically determined behavioral clusters of addresses into aggregated agents with their own stochastic policies. Unlike approaches that consider clustering, regime dynamics and AMM mechanics separately, their integration into a single recursive system is proposed.

Practical value. The practical significance of the study lies in the possibility of using the proposed model to analyze the behavior of heterogeneous groups of participants in decentralized financial markets and assess their impact on market dynamics. The developed approach can be used to test counterfactual scenarios, assess liquidity stability and study the consequences of changing the parameters of trading policies and automated market-making mechanisms.

Keywords: digital asset, MIRA, agent modeling, behavioral clusters, hidden Markov model, automated market-making, decentralized finance.

Стаття надійшла до редакції 03.08.2026 р.

Прийнята до публікації 18.08.2026 р.

Дата публікації 30.09.2026 р.