

І. В. ЦАПРО¹, аспірант;

ORCID: 0009-0006-8238-2322

О. А. ЗОЛОТУХІНА¹², канд. техн. наук, доцент,

ORCID: 0000-0002-3314-417X

¹Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ

²Київський національний університет імені Тараса Шевченка

ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ ПОКАЗНИКА ПОГЛИНАННЯ ІМПУЛЬСУ ЯК СТАТИСТИЧНОГО ІНСТРУМЕНТУ НА РИНКУ БІТКОІНА

*Предметом дослідження є алгоритмічна модель та програмна реалізація показника **Momentum Absorption Score (MAS)** як детектора структурних режимів у потокових часових рядах типу «ціна-обсяг». **MAS** формалізовано як бінарну подію перетину нижнього хвоста розподілу стандартизованого цінового діапазону та верхнього хвоста розподілу стандартизованого торгового обсягу в межах ковзного статистичного вікна, що дозволяє інтерпретувати задачу як виявлення рідкісних спільних екстремальних подій у двовимірному стохастичному процесі. Метою роботи є проектування, формалізація та експериментальна валідація **MAS** як статистичного інструменту для ідентифікації особливих режимів на ринку Біткоїна в рамках програмної реалізації системи потокової обробки даних. Завдання дослідження включають: формальне визначення математичної моделі **MAS**; розроблення модульної архітектури програмної реалізації; реалізацію обчислення ковзних середніх, дисперсій та квантилів; аналіз обчислювальної складності та пам'яткових витрат; емпіричну перевірку алгоритму на історичних даних **BTC/USDT** для таймфреймів 1 день, 4 години та 30 хвилин; оцінювання умовних математичних сподівань дохідності, щільності сигналів та асиметрії між типами позицій; застосування машинного навчання для відсіювання збиткових позицій. Отримані результати показали, що при використанні інкрементальних методів оновлення статистик алгоритм має складність $O(n)$ за часом та $O(W)$ за пам'яттю, де (W) - розмір ковзного вікна. Події **MAS** відповідають зміщенню умовного розподілу майбутньої дохідності відносно безумовного очікування. Встановлено залежність між щільністю детекції та масштабом часової агрегації, а також підвищену стабільність реалізацій на основі відносних показників обсягу. Висновки підтверджують, що **MAS** може розглядатися як масштабований алгоритм детекції режимів у потокових стохастичних процесах.*

Ключові слова: програмне забезпечення, архітектура програмного забезпечення, аналітична модель, машинне навчання, інформаційні технології, механістичний підхід.

Вступ

Фінансові ринки характеризуються високою інтенсивністю потоків даних, де взаємодія цінової динаміки та торговельної активності формує складну стохастичну систему. Розуміння механізмів ціноутворення та ліквідності безпосередньо залежить від аналізу ринкових та лімітних ордерів, що визначають мікроструктуру торгового середовища. Традиційно в технічному аналізі коливання обсягу розглядаються як випереджальний індикатор: зростання обсягів часто корелює з посиленням цінового моментуму.

Актуальність даного дослідження зумовлена необхідністю виявлення особливих структурних режимів, коли значна торговельна активність супроводжується аномально низькою волатильністю цін. Такі стани свідчать про "поглинання" ринкового моментуму, де зустрічні потоки попиту та пропозиції взаємно компенсуються без негайного цінового зміщення. Для

цифрових активів, зокрема Біткоїна, ідентифікація таких фаз є критично важливою для прогнозування подальших переходів у режими високої волатильності.

Наукове та практичне значення роботи полягає у формалізації та програмній реалізації індексу поглинання імпульсу (Momentum Absorption Score, MAS) [1] як статистичного детектора аномалій. На відміну від існуючих індикаторів, що часто базуються на евристичних правилах, MAS пропонується розглядати як бінарну подію перетину хвостів розподілів двох стандартизованих випадкових величин: цінового діапазону та обсягу.

Постановка проблеми

Ідея показника поглинання імпульсу (Momentum Absorption Score, або ж MAS) полягає у тому, щоб знаходити такі ситуації, коли відносно великі обсяги були поглинуті учасниками ринку, але внаслідок цього ціна не змінилася значущо.

Визначимо P_t як ціну закриття за часовий інтервал в момент t , а H_t та L_t відповідно як максимальна та мінімальна ціни за той самий інтервал, тоді ціновий діапазон можна виразити наступним чином (1):

$$R_t = H_t - L_t \quad (1)$$

Також визначимо V_t як ринковий обсяг за часовий інтервал в момент t . Цей обсяг може бути представлений у п'яти формах, де всі варіанти мають однакову структурну логіку:

1. Загальний обсяг;
2. Дельта обсягу покупок;
3. Дельта обсягу продажів;
4. Баланс обсягу покупок;
5. Баланс обсягу продажів.

Стандартизуємо значення для поточного ковзного вікна з періодом ω для цінового діапазону (2):

$$Z_t^R = \frac{R_t - \mu_R}{\sigma_R} \quad (2)$$

та обсягу (3):

$$Z_t^V = \frac{V_t - \mu_V}{\sigma_V}, \quad (3)$$

де μ_R , σ_R та μ_V , σ_V – це ковзні середні та ковзні стандартні відхилення за період ω .

Перцентиль для поточного ковзного вікна з періодом ω цінового діапазону з емпіричним значенням 25 наступний (4):

$$Q_{25}(Z^R), \quad (4)$$

а перцентиль для поточного ковзного вікна з періодом ω торгового обсягу з емпіричним значенням 75 наступний (5):

$$Q_{75}(Z^V) \quad (5)$$

Таким чином MAS в момент t можна виразити через (6):

$$MAS_t = \begin{cases} 1, & \text{якщо } Z_t^R < Q_{25}(Z^R) \wedge Z_t^V > Q_{75}(Z^V) \\ 0, & \text{інакше} \end{cases} \quad (6)$$

Отже, MAS є перетином:

- нижнього хвоста розподілу стандартизованого цінового діапазону;
- верхнього хвоста розподілу стандартизованого обсягу.

Важливо, що якби ціна та обсяг були незалежними, ймовірність MAS була б приблизно (7):

$$P(MAS) \approx 0.25 \times 0.25 \approx 0.0625 \quad (7)$$

Таким чином, розв'язання задачі програмної реалізації показника MAS та експериментальна валідація його властивостей на реальних даних є актуальним кроком до створення надійних систем прийняття рішень на фінансових ринках.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Дослідження механізмів формування ціни та впливу потоку ордерів на ліквідність активів є фундаментальним напрямом у фінансових технологіях. У працях С. Alexander та D. Heck [2] проаналізовано вплив потоку ордерів на формування ціни, що закладає підґрунтя для розуміння мікроструктури ринку цифрових активів, а в роботі М-К. Johannes [3] представлено мікроструктурну модель потоку ордерів та волатильності. Аналіз книги лімітних ордерів (LOB) детально висвітлено в роботах С. Charoenwong [4] та К-Н. Bae [5], де описано, як саме взаємодія учасників ринку формує поточну волатильність та обсяг. А в роботі М. Avellaneda [6] досліджується стратегія торгівлі за допомогою книги лімітних ордерів.

Окрему увагу в науковій літературі приділено концепції ринкового впливу (market impact) та інформаційної цінності угод. N. Hautsch та інші [7] дослідили ринковий вплив лімітних ордерів, а Н. Waelbroeck [8] поставив питання про роль ринкового впливу як міри інформативності торгівлі, що дозволяє фільтрувати угоди на інформовані та неінформовані. А Н. Kang та інші [9] дослідили інформаційну ефективність криптовалютних ринків, де встановили, що менше 3% активів задовольняли критерії тесту.

Ці роботи створюють теоретичну базу для вивчення станів, у яких висока інтенсивність торгівлі не супроводжується значними ціновими змінами. Дослідження фокусуються на безперервних моделях впливу, тоді як задача ідентифікації дискретних режимів «поглинання моментуму» (високий обсяг за низької волатильності) як рідкісних спільних екстремальних подій практично не представлена. У публікаціях рідко приділяється увага програмній реалізації алгоритмів із лінійною обчислювальною складністю, що критично для систем реального часу. Питання поєднання статистичних індикаторів із методами машинного навчання для зменшення кількості хибнопозитивних сигналів у контексті показника MAS залишається не вичерпним.

Мета і задачі дослідження

Мета роботи полягає в математичній формалізації та експериментальній валідації показника Momentum Absorption Score (MAS) як статистичного інструменту для ідентифікації особливих структурних режимів на ринку Біткоїна в рамках програмної реалізації системи потокової обробки даних.

Для досягнення поставленої мети визначено наступні задачі:

1. Розробка модульної архітектури програмної реалізації: проектування системи, що включає отримання даних, статистичних розрахунків, детекції подій із застосуванням машинного навчання, проведення ретроспективного тестування.
2. Реалізація ефективних алгоритмів обчислення: впровадження методів інкрементального оновлення ковзних середніх, дисперсій та квантилів для забезпечення мінімальних обчислювальних витрат.
3. Аналіз показника в контексті детектора режимів волатильності: статистична інтерпретація алгоритму.
4. Ретроспективне дослідження на історичних даних: проведення бектестів на парі BTC/USDT для різних таймфреймів (1 день, 4 години, 30 хвилин) та п'яти різних форм представлення ринкового обсягу (загальний обсяг, дельта та баланс покупок/продажів).

Результати дослідження

Архітектура програмної реалізації

Програмна реалізація MAS розглядається як потокова система обробки часових рядів, де вхід це послідовність OHLCV-даних (O - ціна відкриття, H - максимальна ціна, L - мінімальна ціна, C - ціна закриття), а вихід - це бінарна подія детекції режиму.

Система проектується з урахуванням:

1. Потокового оновлення статистик;
2. Лінійної обчислювальної складності;
3. Модульності;

4. Відтворюваності експериментів.

Архітектура реалізована за принципом функціональної декомпозиції з ізольованими обчислювальними модулями.

Система складається з п'яти основних модулів:

1. Отримання даних: синхронізація часових міток, усунення пропусків, контроль коректності значень, приведення до єдиного формату.

2. Статистичні розрахунки: обчислення MAS та супутніх показників.

3. Модуль детекції подій: алгоритм трансформації статистичних розрахунків у дискретні значення подій та застосування Логістичної регресії (алгоритму машинного навчання) для відсіювання збиткових сигналів.

4. Модуль бектестів (ретроспективних тестів): тестування MAS на історичних даних.

Кожен модуль ізольований: зміна способу обчислення квантилів не впливає на детекцію подій.

Ключовим елементом алгоритму MAS є обчислення ковзних статистик для часових рядів цінового діапазону та торгового обсягу. Базова реалізація передбачає повний перерахунок середнього та стандартного відхилення на кожному кроці ковзного вікна розміру W . Такий підхід потребує $O(W)$ операцій для кожного моменту часу t . Оскільки кожен новий елемент потоку обробляється за сталий час, повна часова складність алгоритму для ряду довжини n становить $O(n)$.

Статистична інтерпретація

Розглянемо MAS як показник ринкового режиму. Визначимо майбутній прибуток як (8):

$$r_{t+1} = \frac{P_{t+1} - P_t}{P_t} \quad (8)$$

Таким чином ми можемо оцінити умовне очікування як (9):

$$E[r_{t+1} | MAS_t = 1] \quad (9)$$

та порівняємо з не умовним очікуванням (10):

$$E[r_{t+1}] \quad (10)$$

Результати бектестів свідчать, що (11):

$$E[r_{t+1} | MAS_t = 1] > 0 \quad (11)$$

властиві для більшості комбінацій і таймфреймів MAS. Таким чином, MAS позначає стан зі зміщеним умовним розподілом прибутків.

Щільність сигналів можна представити як (12):

$$\lambda = \frac{N_{MAS}}{T}, \quad (12)$$

де N_{MAS} – це кількість MAS-сигналів та T – кількість сигналів загалом.

З таблиці 2 можемо побачити, що чим менший часовий інтервал, тим більша кількість сигналів. Разом із цим, невелика середня прибутковість співставна з великою кількістю сигналів, а вища середня прибутковість для більших таймфреймів з меншою кількістю сигналів (13):

$$Total\ Return = \lambda \times \bar{r}, \quad (13)$$

де \bar{r} – це середня прибутковість на один сигнал. Найвищу щільність має 30-хвилинний таймфрейм.

Для оцінки асиметрії у типах позицій необхідно представити умовні середні прибутки для довгих (14) та коротких (15) позицій:

$$\mu_L = E[r | MAS = 1, Long] \quad (14)$$

$$\mu_S = E[r | MAS = 1, Short] \quad (15)$$

Визначимо коефіцієнт асиметрії через (16):

$$A = \mu_L - \mu_S \quad (16)$$

Емпіричні результати свідчать про те, що $A > 0$ для більшості комбінацій таймфреймів та форм MAS.

Баланс обсягів – це репрезентація різниці обсягів у відносних величинах, які представляють предиктивну інформацію, що відрізняється від абсолютних значень. Це усуває гетероскедастичність у величині обсягу та зосереджується на тиску обсягів. Таким чином, обсяг нормалізується.

У свою чергу, умову для MAS (17):

$$(Z_t^R \downarrow) \cap (Z_t^V \uparrow) \quad (17)$$

можна інтерпретувати як:

1. Пришвидшується активність учасників ринку;
2. Негайний вплив на зміну ціни пригнічується (абсорбується).

Це можна визначити як тимчасову рівновагу під високим тиском обсягів. А такі стани можуть передувати збільшенню волатильності (18):

$$\text{Var}(r_{t+1}) > \text{Var}(r_t) \quad (18)$$

Таким чином, MAS можна розглядати як попередник переходу з режиму низької волатильності у високу.

Результати ретроспективних тестувань

Для цього дослідження використано історичні дані торгової пари BTC до стейблкоїна USDT, які були отримані з біржі Binance за допомогою бібліотеки CCXT [10] за період з січня 2019 по січень 2025 року. Використано часові інтервали 1 день, 4 години та 30 хвилин та наступні форми MAS:

1. Загальний обсяг (Volume);
2. Дельта обсягу покупок (Buy Volume Delta);
3. Дельта обсягу продажів (Sell Volume Delta);
4. Баланс обсягу покупок (Buy Volume Balance);
5. Баланс обсягу продажів (Sell Volume Balance).

Різниця ринкових обсягів (Volume Delta) – це різниця обсягів покупок та обсягів продажів (19).

$$VD_t = V_{buy,t} - V_{sell,t} \quad (19)$$

де VD_t – це різниця ринкових обсягів покупок $V_{buy,t}$ та $V_{sell,t}$ за часовий інтервал t .

Баланс обсягів (Volume Balance) – це співвідношення обсягів покупок до загального обсягу (20):

$$VB_t = \frac{V_{buy,t}}{V_{buy,t} + V_{sell,t}} \quad (20)$$

У табл. 1 представлено результати бектестів як середні прибутки (у відсотках) у розрізі таймфреймів 1 день, 4 години та 30 хвилин для п'яти форм MAS для довгих позицій та в табл. 2 для коротких. Можна побачити, що для 30 хвилин отримано позитивні прибутки для всіх форм MAS, для 4 годин є негативні значення (втрати) та для 1 дня тільки декілька форм отримали позитивні прибутки.

Таблиця 1

Середні прибутки (у відсотках, %) у розрізі таймфреймів 1 день, 4 години та 30 хвилин для п'яти форм MAS для довгих позицій

MAS	1 день	4 години	30 хвилин
Загальний обсяг	-12.09	-0.75	0.28
Дельта обсягу покупок	-1.56	1.44	0.32

Дельта обсягу продажів	-2.57	0.8	0.13
Баланс обсягу покупок	2.28	1.96	0.25
Баланс обсягу продажів	2.84	0.77	0.18

Таблиця 2

Середні прибутки (у відсотках, %) у розрізі таймфреймів 1 день, 4 години та 30 хвилин для п'яти форм MAS для коротких позицій

MAS	1 день	4 години	30 хвилин
Загальний обсяг	-10.15	-0.88	0.36
Дельта обсягу покупок	-3.5	-0.42	0.07
Дельта обсягу продажів	1.42	0.38	0.04
Баланс обсягу покупок	-0.53	-0.55	0.03
Баланс обсягу продажів	1.16	0.4	0.09

У табл. 3 представлено результати бектестів як кількість отриманих сигналів у розрізі таймфреймів 1 день, 4 години та 30 хвилин для п'яти форм MAS. Можна побачити, що кількість сигналів найменша для 1 дня, більша для 4 годин та найбільша для 30 хвилин.

Таблиця 3

Кількість отриманих сигналів у розрізі таймфреймів 1 день, 4 години та 30 хвилин для п'яти форм MAS

MAS	1 день	4 години	30 хвилин
Загальний обсяг	3	8	105
Дельта обсягу покупок	17	70	335
Дельта обсягу продажів	7	45	320
Баланс обсягу покупок	22	82	380
Баланс обсягу продажів	16	78	423

Серед п'яти протестованих реалізацій MAS виявилось кілька закономірностей.

- MAS загального обсягу продемонстрував непослідовну прибутковість, генеруючи збитки на 1-денних та 4-годинних інтервалах, водночас демонструючи прибутковість на 30-хвилинному таймфреймі. Це свідчить про те, що динаміка купівлі та продажу краще враховується більш спеціалізованими варіантами MAS;

- Реалізації балансу обсягу покупок та балансу обсягу продажів MAS послідовно перевершували своїх дельта-аналогів за кількістю угод. Ця вища чутливість до відносного дисбалансу обсягу (на відміну від абсолютних різниць) може надати трейдерам більше можливостей для входу, хоча й не обов'язково вищої якості;

- Індикатор дельта обсягу продажу MAS послідовно забезпечував найнижчий середній прибуток. Важливо відзначити цю асиметрію між сигналами обсягу купівлі та продажу, оскільки вона свідчить про те, що поглинання обсягу під час тиску продавців може бути менш прогностичним для подальших рухів цін, ніж під час тиску покупців. Це узгоджується із зага-

льною тенденцією, коли довгі позиції загалом перевершують короткі позиції майже у всіх реалізаціях та таймфреймах MAS.

Асиметрію у вищій прибутковості довгих позицій над короткими майже у всіх реалізаціях та таймфреймах MAS можна пояснити загальною тенденцією до зростання ціни на Біткоїн упродовж досліджуваного періоду (2019–2025).

Висновки та перспективи подальших досліджень

У роботі запропоновано алгоритм детекції режимів у потокових часових рядах на основі показника Momentum Absorption Score (MAS). На відміну від традиційного використання як торгового індикатора, MAS формалізовано як бінарну функцію перетину хвостів двох стандартизованих розподілів у межах ковзного вікна. Такий підхід дозволяє інтерпретувати MAS як задачу виявлення рідкісних спільних екстремальних подій у двовимірному стохастичному процесі.

Розроблено модульну архітектуру програмної реалізації, що складається з компонентів збору даних, обчислення ковзних статистик, оцінювання квантилів та детекції подій. MAS визначає аномалії у зменшенні цінової волатильності та збільшенні торгового обсягу, а Логістична регресія відсіює збиткові позиції.

Також встановлено залежність між частотою сигналів і масштабом часової агрегації: зі зменшенням таймфрейму зростає щільність детекцій, тоді як старші інтервали характеризуються меншою кількістю, але більшою середньою прибутковістю. Отримані результати демонструють, що MAS може розглядатися як узагальнений алгоритм детекції спільних екстремальних подій у багатовимірних часових рядах. Отримані результати показали, що при використанні інкрементальних методів оновлення статистик алгоритм має складність $O(n)$ за часом та $O(W)$ за пам'яттю, де W - розмір ковзного вікна. Запропонована архітектура є масштабованою, відтворюваною та придатною для інтеграції в системи потокової аналітики.

Майбутні дослідження можуть розширити цю рамку на:

1. Тестування більшої кількості та різноманітності активів;
2. Аналіз стабільності параметрів;
3. Моделі перемикання ринкових режимів;
4. Апроксимація прибутків в реальному часі.
5. Формалізацію задачі як задачі детекції змін розподілу (change-point detection).

Внесок авторів

Ігор ЦАПРО – аналіз джерел, підготовка огляду літератури та теоретичних основ дослідження, концептуалізація, методика, формулювання завдань, розробка методу, програмне забезпечення, аналіз результатів; Оксана ЗОЛОТУХІНА – перегляд та редагування.

Декларація про штучний інтелект

Штучний інтелект не використовувався.

Конфлікт інтересів

Автори заявляють про відсутність конфлікту інтересів та підтверджують, що під час підготовки цієї роботи не існувало жодних комерційних, фінансових чи інших взаємовідносин, які могли б бути розцінені як такі, що здатні вплинути на результати дослідження або їх інтерпретацію. Робота виконана відповідно до принципів академічної доброчесності, етичних норм проведення наукових досліджень та вимог редакційної політики щодо запобігання конфлікту інтересів.

Список використаної літератури

1. Застосування машинного навчання в задачі відсіювання неефективних торгових сигналів згенерованих показниками механістичного підходу. (2025). Зв'язок, 177(5), 79–86. <https://doi.org/10.31673/2412-9070.2025.051067>
2. Alexander, C., Heck, D., Kaeck, A., & Riordan, R. (2024). Order flow impact and price formation in centralized crypto exchanges. SSRN Electronic Journal. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4867599>

3. Muhle-Karbe, J., Ouazzani Chahd, Y., Rosenbaum, M., & Szymanski, G. (2026). A unified theory of order flow, market impact, and volatility. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2601.23172>
4. Charoenwong, C., Visaltanachoti, N., & Ding, D. K. (2003). Analysis of limit order book and order flow. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.488422>
5. Bae, K.-H., Jang, H., & Park, K. (2003). Traders' choice between limit and market orders: Evidence from NYSE stocks. *Journal of Financial Markets*, 6, 517–538. [https://doi.org/10.1016/S1386-4181\(02\)00047-2](https://doi.org/10.1016/S1386-4181(02)00047-2)
6. Avellaneda, M., & Stoikov, S. (2008). High-frequency trading in a limit order book. *Quantitative Finance*, 8, 217–224. <https://doi.org/10.1080/14697680701381228>
7. Hautsch, N., & Huang, R. (2011). The market impact of a limit order. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.167734>
8. Waelbroeck, H., & Gomes, C. (2013). Is market impact a measure of the information value of trades? Market response to liquidity vs. informed trades. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2291720>
9. Kang, H., Lee, S.-G., & Park, S. (2021). Information efficiency in the cryptocurrency market: The efficient-market hypothesis. *Journal of Computer Information Systems*, 62, 622–631. <https://doi.org/10.1080/08874417.2021.1872046>
10. CCXT. (б. д.). *Crypto Currency eXchange Trading Library*. GitHub. Вилучено 25 лютого 2026, із <https://github.com/ccxt/ccxt>

I. Tsapro, O. Zolotukhina

SOFTWARE IMPLEMENTATION OF THE MOMENTUM ABSORPTION SCORE AS A STATISTICAL TOOL IN THE BITCOIN MARKET

The subject of the study is the algorithmic model and software implementation of the Momentum Absorption Score (MAS) indicator as a detector of structural regimes in streaming time series of the "price-volume" type. MAS is formalized as a binary event of the intersection of the lower tail of the standardized price range distribution and the upper tail of the standardized trading volume distribution within a moving statistical window, which allows interpreting the problem as the detection of rare joint extreme events in a two-dimensional stochastic process. The aim of the work is to design, formalize and experimentally validate MAS as a statistical tool for identifying special regimes in the Bit-coin market within the framework of a software implementation of a streaming data processing system. The research tasks include: formal definition of the MAS mathematical model; development of a modular software implementation architecture; implementation of the calculation of moving averages, variances and quantiles; analysis of computational complexity and memory costs; empirical verification of the algorithm on historical BTC/USDT data for timeframes of 1 day, 4 hours and 30 minutes; estimation of conditional mathematical expectations of returns, signal density and asymmetry between position types; using machine learning to filter out unprofitable positions. The obtained results showed that when using incremental methods of updating statistics, the algorithm has a complexity of $O(n)$ in time and $O(W)$ in memory, where (W) is the size of the sliding window. MAS events correspond to the shift of the conditional distribution of future returns relative to the unconditional expectation. The dependence between the density of detection and the scale of temporal aggregation, as well as increased stability of implementations based on relative volume indicators, is established. The conclusions confirm that MAS can be considered as a scalable algorithm for detecting modes in streaming stochastic processes.

Keywords: software, software architecture, analytical model, machine learning, information technology, mechanistic approach.

Надійшла до редакції: 27.03.2026

Прийнята до друку: 17.04.2026

Опубліковано: 29.06.2026

© 2026 І. В. Цапро, О. А. Золотухіна.

Цей матеріал ліцензовано за умовами CC BY 4.0. <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>