

Вадим ШУХМАНН

здобувач освіти ступеня доктора філософії, Західноукраїнський національний університет,
Тернопіль, Україна, vadum.shuhmann@gmail.com
ORCID ID: 0000-0002-1427-3312

ПОБУДОВА ІНДЕКСУ ГНУЧКОСТІ СИСТЕМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ НА КРИПТОВАЛЮТНОМУ РИНКУ

Вступ. Проблема оцінювання адаптивності інтелектуальних торгових систем в умовах екстремальної волатильності криптовалютного ринку набуває все більшої актуальності. Традиційні фінансові метрики мають обмеження під час аудиту систем штучного інтелекту, оскільки вони є ретроспективними та не враховують здатність алгоритмів реагувати на структурні зміни ринку.

Мета – розробити методологічні засади та математичну модель індексу гнучкості систем штучного інтелекту для кількісного вимірювання здатності алгоритмів до саморегулювання.

Результати. Обґрунтовано необхідність розділення індексу на три функціональні компоненти: коефіцієнт швидкості адаптації, коефіцієнт стійкості до волатильності та коефіцієнт збереження капіталу в стресових умовах. Запропоновано математичний апарат нормалізації показників за допомогою сигмоїдальної функції, що дає змогу зводити різномірні дані до єдиної шкали. Розроблено інформаційно-функціональну архітектуру розрахунку індексу в реальному часі, що складається з чотирьох послідовних етапів: агрегації даних, детекції аномалій, обчислення компонентів та виконання рішень. Концептуалізовано поняття “гнучкість ШІ” як здатність до автономної ідентифікації змін ринкового режиму та динамічної зміни стратегій.

Висновки. Впровадження індексу створює підґрунтя для підвищення якості аудиту цифрових активів та превентивного ризик-менеджменту, даючи змогу інвесторам ідентифікувати “жорсткі” моделі, схильні до перенавантаження. Подальші дослідження будуть спрямовані на емпіричну апробацію моделі на історичних даних криптобірж.

Ключові слова: штучний інтелект, криптовалютний ринок, індекс гнучкості, фінансові ризики, адаптивність, інвестиційний менеджмент, волатильність.

Табл.: 2, рис.: 2, форм.: 2, бібл.: 16.

Vadym SCHUCHMANN

Postgraduate student, West Ukrainian National University, Ternopil, Ukraine,
vadum.shuhmann@gmail.com
ORCID ID: 0000-0002-1427-3312

CONSTRUCTION OF THE FLEXIBILITY INDEX FOR ARTIFICIAL INTELLIGENCE SYSTEMS IN THE CRYPTOCURRENCY MARKET

Introduction. The problem of assessing the adaptability of intelligent trading systems in conditions of extreme volatility of the cryptocurrency market is becoming increasingly relevant. Traditional financial metrics have limitations when auditing artificial intelligence systems, since they are retrospective and do not take into account the ability of algorithms to respond to structural market fractures.

The purpose of the article is to develop methodological principles and a mathematical model of the index of flexibility of artificial intelligence systems for quantitative measurement of the ability of algorithms to self-regulate.

Results. The main result of the article is the division of the index into three functional components: the coefficient of adaptation speed, the coefficient of resistance to volatility and the coefficient of capital preservation under stressful conditions. A mathematical apparatus for normalizing indicators using a sigmoidal function is proposed, which allows reducing multidimensional data to a single scale. An information-functional architecture for calculating the index in real time has been developed, consisting of four sequential stages: data aggregation, anomaly detection, component calculation, and decision execution. In the course of the study, the concept of "AI flexibility" was conceptualized as the ability to autonomously identify changes in the market regime and dynamically change strategies.

Conclusions. The implementation of the index creates a basis for improving the quality of digital asset auditing and preventive risk management, allowing investors to identify "hard" models prone to overtraining. Further research will be aimed at empirically testing the model on historical crypto exchange data.

Keywords: artificial intelligence, cryptocurrency market, flexibility index, financial risks, adaptability, investment management, volatility.

JEL Classification: C45, C58, G11, G17, O33.

Постановка проблеми. Цифровізація суттєво змінила глобальну фінансову систему, спричинивши появу та динамічний розвиток ринку віртуальних активів. Ринок криптовалют наразі є унікальним майданчиком для тестування високотехнологічних рішень через його загальний високий рівень волатильності, ступінь асиметрії інформації, доступної учасникам ринку, та швидкість, з якою відбуваються зміни ринкових умов. Як наслідок, традиційні підходи до фінансового аналізу є недостатньо

ефективними для аналізу цього сегмента ринку, оскільки відбувається широке впровадження технології штучного інтелекту (ШІ) для автоматизації інвестиційних процесів, включаючи прогнозування цінових трендів. Попри суттєвий прогрес у створенні складних нейромережових моделей, практичний досвід свідчить про наявність у більшості ШІ-систем істотного недоліку – так званої функціональної інерційності. Алгоритми, що демонструють високу точність на відносно стабільних історичних даних,

часто виявляються неспроможними оперативно реагувати на раптові структурні зміни ринку (“чорні лебеді”), що призводить до значних фінансових втрат і підвищення системних ризиків. Унаслідок цього формується розрив між потенційними можливостями штучного інтелекту та його фактичною надійністю в умовах високої турбулентності ринку цифрових активів.

Зазначена проблема безпосередньо пов'язана з актуальними науковими завданнями, оскільки виникає потреба у створенні такого методичного інструментарію, який давав би змогу би оцінювати не лише точність прогнозування, а й рівень адаптивності ШІ в умовах змінного ринкового середовища. Практичне значення вирішення цього завдання полягає у підвищенні ефективності аудиту й управління ризиками цифрових активів, що є критично важливим для забезпечення стабільності фінансової системи та захисту інтересів інвесторів. Відтак, розроблення кількісного індикатора адаптивності ШІ-систем у вигляді спеціалізованого індексу є актуальним науково-прикладним завданням, що відповідає сучасним тенденціям розвитку цифрової економіки та управління фінансовими інноваціями.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Проблематику інтеграції систем штучного інтелекту у фінансовий сектор, зокрема на криптовалютний ринок, глибоко досліджують у сучасній науковій літературі. Базові теоретичні засади переходу від класичних статистичних методів до машинного навчання у фінансах закладено у фундаментальних працях М. F. Dixon, I. Halperin та Р. Bilokon [1]. З розвитком цифрової економіки цей інструментарій почав активно адаптуватися для середовища віртуальних активів. С. Міщенко, С. Науменкова та Є. Тіщенко [2] наголошують на синергетичному ефекті від поєднання ШІ та блокчейну для трансфор-

мації фінансового сектору, а процеси безпосередньої інтеграції інтелектуальних систем у ринок криптовалют аналізують О. Мандич, Т. Ставерська, О. Малій [3].

Значний масив досліджень зосереджений на предиктивних можливостях алгоритмів. В. Москаленко, Н. Фонда, А. Гавриленко, О. Безчастний [4] досліджують підходи до прогнозування трендів крипторинку, тоді як О. Бабич [5] пропонує поєднувати моделі машинного навчання з інструментами технічного аналізу та циклічними теоріями. Ефективність нейромереж для прогнозування цін (зокрема моделей FNN) та аналізу валютних пар емпірично доведена у розвідках М. Б. Чижевської та ін. [6], а також Б. О. Коби й Л. П. Половенка [7]. Здатність ШІ обробляти надвеликі масиви інформації підтверджується і в суміжних макроекономічних сферах, таких як прогнозування зовнішньоторговельних потоків у праці Л. Ванькович та ін. [8].

Водночас криптовалютний ринок має специфічну архітектуру, що характеризується екстремальною турбулентністю. У своєму масштабному огляді F. Fang [9] та співавтори розкривають комплексну та високоризикову природу крипторгівлі, а дослідження Е. Bourl [10] підтверджують наявність сильних ефектів “переливу” волатильності під час різких змін ринкових фаз (бичачих та ведмежих циклів). У таких стресових умовах статичні моделі втрачають свою ефективність. О. В. Єрмошкіна [11] слушно зауважує, що некритичне використання алгоритмів в умовах невизначеності може призводити до формування когнітивних упереджень на фінансовому ринку.

Відтак, на перший план виходить потреба не просто у високій точності, а в адаптивності алгоритмів. В. М. Панасюк [12] акцентує увагу на потенціалі штучного інтелекту в аудиторській практиці, зокрема в автоматизації процедур, вияв-

ленні аномалій та прогнозуванні ризиків, що є важливим для оцінювання надійності інтелектуальних фінансових систем, а X. Zhong [13] зі співавторами досліджують механізми динамічної зміни стратегій на основі алгоритмів глибокого навчання з підкріпленням.

Щодо метрик оцінювання якості таких систем, світова наука вже робить кроки назустріч стандартизації. Так, S. Hallensleben [14] пропонує індекс якості ШІ-рішень (ASQI) як надійну основу для їхнього безпечного розгортання. Математичний апарат розрахунку композитних “індексів гнучкості” активно застосовується у складних технічних системах: M. Wedemeyer [15] розробив керований даними умовний індекс гнучкості, а S.-W. Park [16] використовує механізми забезпечення гнучкості для підтримки стабільності систем розподілу.

Попри наявність ґрунтовної теоретичної бази, проведений аналіз виявляє помітну прогалину в наукових дослідженнях. Хоча вчені активно застосовують штучний інтелект для прогнозування та розробляють узагальнені показники надійності систем, цілісна методика кількісного вимірювання динамічної адаптивності торгових алгоритмів саме до аномальних умов криптовалютного ринку досі відсутня. Брак спеціалізованого інтегрального індикатора, який поєднував би швидкість перенавчання моделі, її стійкість до волатильності та здатність зберігати капітал у періоди структурних зламів, ускладнює об'єктивну оцінку ШІ-систем інвесторами та обумовлює актуальність нашого дослідження.

Метою статті є розроблення методичного підходу та математичної моделі індексу гнучкості систем штучного інтелекту, призначеного для кількісної оцінки здатності торгових алгоритмів адаптуватися до екстремальної волатильності та структурних зрушень на криптовалютному ринку.

Виклад основного матеріалу дослідження. Оцінювання результативності інвестиційних стратегій і алгоритмічних торгових систем традиційно ґрунтується на класичних показниках ризику та прибутковості, сформованих у межах сучасної портфельної теорії. Найпоширенішими серед них є коефіцієнти Шарпа, Сортіно та індикатор максимального просідання. Водночас активне використання систем штучного інтелекту у високочастотній торгівлі цифровими активами виявило їхні суттєві обмеження, що не дає змоги застосовувати ці метрики як достатній інструмент для комплексного аудиту й ефективного управління ризиками [1].

Перше суттєве обмеження зумовлене математичною основою класичних бетакоефіцієнтів, які спираються на припущення про нормальний розподіл дохідностей. Водночас емпіричні дослідження динаміки криптовалют свідчать про виражену асиметрію розподілів і підвищену мінливість ринку. У періоди різких переходів від фаз зростання до спадів спостерігаються значні ефекти перетікання волатильності між різними класами активів. У таких умовах стандартне відхилення, яке використовується в коефіцієнті Шарпа як міра ризику, критично занижує ймовірність настання екстремальних подій [9].

Інше обмеження зумовлене специфікою функціонування самого штучного інтелекту: сучасні моделі машинного навчання мають тенденцію до перенавчання на історичних даних. ШІ-модель може оптимізувати свої параметри таким чином, щоб продемонструвати ідеальний коефіцієнт Шарпа або мінімальне просідання під час тестування на історії. Однак, стикаючись із так званим дрейфом концепцій у реальному часі, коли структура ринку раптово змінюється, така жорстко оптимізована модель часто зазнає катастрофічних збитків.

Отже, високі історичні показники ефективності формують у стейкхолдерів когнітивні упередження, створюючи ілюзію надійності алгоритму [13].

Показник максимального просідання має статичний і ретроспективний характер: він фіксує найгірший сценарій у минулому, однак не відображає здатності алгоритму швидко адаптуватися до таких умов і змінювати свою торгову логіку. Для криптовалютного ринку, який функціонує безперервно, визначальним чинником виживання є не стільки величина історичних втрат, скільки спроможність моделі оперативно перебудовувати стратегію відповідно до нових ринкових умов.

Для наочного розуміння проблематики наведено порівняльний аналіз традиційних метрик оцінки торгових стратегій та виокремлено їхні специфічні недоліки при застосуванні до інтелектуальних систем на крипторинку (табл. 1).

Отже, використання лише традиційних фінансових показників для оцінювання інвестиційних систем на базі штучного інтелекту є обмеженим і пов'язане з прихованими ризиками. Сучасні ринкові умови вимагають переходу від аналізу минулої результативності до кількісного вимірювання

здатності алгоритмів оперативно реагувати на майбутні стресові ситуації, що зумовлює необхідність формування індексу гнучкості.

З метою подолання зазначених обмежень доцільно запровадити новий підхід до оцінювання алгоритмічних стратегій, які функціонують в умовах високої невизначеності. У межах цього дослідження гнучкість системи штучного інтелекту розглядається як здатність інтелектуального торгового агента самостійно виявляти структурні зрушення на ринку та швидко перебудовувати власну торгову логіку для мінімізації втрат і переходу до відновлення прибутковості.

На відміну від статичної "надійності", яка передбачає стійкість до дрібних ринкових шумів, гнучкість є активною характеристикою. Для кількісного вимірювання цієї властивості ми пропонуємо інтегральний індекс гнучкості систем штучного інтелекту. Архітектура індексу базується на розділенні загального поняття адаптивності на три фундаментальні параметри, кожен з яких відповідає за специфічну реакцію алгоритму на ринковий стрес (рис. 1).

1. Коефіцієнт швидкості адаптації (K_a) – показує час, який потрібен алгоритму, щоб змінити свою стратегію після різкого повороту ринку. Чим швидше програма пере-

Таблиця 1

Порівняльний аналіз традиційних метрик оцінки торгових стратегій*

Фінансова метрика	Економічна сутність показника	Обмеження для традиційних фінансових ринків	Критичні недоліки для оцінки систем ШІ на крипторинку
Коефіцієнт Шарпа	Відношення надлишкової доходності портфеля до його загального ризику (стандартного відхилення).	Штрафує стратегії не лише за збиткову, а й за надмірну прибуткову волатильність. Базується на нормальному розподілі.	Ігнорує асиметрію крипторинку. ШІ-алгоритми легко маніпулюють показником через перенаванчання на періодах стабільного флету.
Коефіцієнт Сортіно	Модифікація коефіцієнта Шарпа, що використовує лише низхідну волатильність.	Більш об'єктивно оцінює ризик, але все ще залишається статичним середнім показником за весь період тестування.	Не відображає реакцію нейромережі на раптові структурні злами. Оцінює наслідки, а не швидкість адаптації до них.
Максимальне просідання	Максимальне зафіксоване зниження вартості портфеля від історичного максимуму до локального мінімуму.	Залежить від тривалості періоду тестування. Не враховує частоту дрібних збитків, які можуть виснажувати капітал.	Фіксує історичний "біль", але не вимірює здатність ШІ розпізнати аномалію та своєчасно скоротити обсяг позиції.

* Складено автором.



Рис. 1 Складові коефіцієнта гнучкості систем штучного інтелекту*

* Побудовано автором.

стане торгувати за старими правилами і підлаштується під нову ситуацію, тим меншими будуть збитки від помилкових прогнозів.

2. Коефіцієнт стійкості до волатильності (K_v) – характеризує здатність системи автоматично знижувати рівень ризику в умовах різних цінових коливань. У періоди ринкової напруги адаптивний алгоритм повинен оперативіно скорочувати обсяги операцій або зменшувати використання кредитного плеча з метою недопущення критичних втрат.

3. Коефіцієнт збереження капіталу (K_s) – відображає спроможність системи утримувати кошти під час значних спадів. Показник базується на порівнянні втрат алгоритму із загальним падінням ринку та демонструє ефективність переходу в захисний режим і переміщення активів у безпечні інструменти.

Разом ці три цифри дають повне розуміння: як швидко алгоритм оновлюється – K_a , наскільки обережно діє в небезпечні моменти – K_v і яку частину капіталу може зберегти при обвалі ринку – K_s .

Для об'єднання багатовимірних показників у єдиний інтегральний індикатор необхідно застосувати відповідний математичний інструментарій. Просте підсумовування чи усереднення їхніх абсолютних значень є некоректним, оскільки характерні для криптовалютного ринку екстремальні відхилення призводять до суттєвого спотворення підсумкового результату.

У розрахунках використано сигмоїдальну (*S-подібну*) функцію, яка виконує роль гнучкої шкали оцінювання: за позитивних результатів значення поступово наближається до 1, тоді як за негативних – зменшується до 0.

Наприклад, для коефіцієнта швидкості адаптації формула виглядає так:

$$K_a^{norm} = \frac{1}{1 + e^{-\alpha(T_{max} - T_{adapt})}} \quad (1)$$

де: α – коефіцієнт масштабування чутливості (визначає крутизну кривої нормалізації; налаштовується залежно від таймфрейму торгівлі);

T_{max} — гранично допустимий час для перенавчання моделі, за межами якого система вважається нежиттєздатною і починає генерувати критичні збитки;

T_{adapt} – це фактичний час, який показав штучний інтелект під час перевірки.

Якщо фактичний час адаптації (T_{adapt}) набагато менший за максимально допустимий (T_{max}), то показник стає майже рівним 1. Так само, використовуючи подібні формули та коефіцієнти чутливості (β і γ), нормують і показники K_v та K_s . Після приведення всіх трьох складових до єдиної шкали [0; 1] розраховується фінальне значення індексу гнучкості ШІ як їхня середньозважена величина:

$$\text{Індекс гнучкості ШІ} = \omega_1 * K_a^{norm} + \omega_2 * K_v^{norm} + \omega_3 * K_s^{norm} \quad (2)$$

за умови обов'язкового дотримання балансу:

$$\sum_{i=1}^3 \omega_i = 1$$

Використання вагових коефіцієнтів (ω_1 , ω_2 , ω_3) є критично важливою інновацією цієї моделі, оскільки це дає змогу налаштувати індекс під конкретну інвестиційну стратегію. Залежно від цільової стратегії фонду чи приватного інвестора, пріоритетність швидкості, контролю волатильності або захисту капіталу може суттєво відрізнятись. У табл. 2 наведено матрицю рекомендованих вагових коефіцієнтів для різних інвестиційних профілів.

Можна зазначити, що підсумкове значення індексу гнучкості може стати орієнтиром капіталовкладень для інвестора:

- діапазон $[0,80; 1,00]$ – програма чудово адаптується до будь-яких ринкових криз. Вона працює стабільно та безпечно, тому такому алгоритму можна сміливо довіряти реальні кошти і використовувати його для управління великими інвестиціями;
- діапазон $[0,50; 0,79]$ – програма може впоратися зі звичайними стрибками цін, але залишати її без нагляду не варто. Використовувати такий алгоритм можна лише за умови, що ви налаштували надійні запобіжники, які автоматично зупинять торги, якщо щось піде не так;

– діапазон $< 0,50$ – свідчить про критичну неадаптивність алгоритму. В цьому випадку висока історична дохідність є наслідком перенавчання, що може збити використання системи в реальному часі доволі ризикованим.

Для практичного використання індексу гнучкості ШІ в інвестиціях необхідно побудувати нормальну систему збору й обробки даних. Оскільки крипториниок працює без перерв, дані треба збирати й рахувати показники не “після факту” (раз на день чи місяць), а прямо під час торгів – у реальному часі, використовуючи максимально детальні дані про кожну угоду.

Система, яка оцінює нейромережеву модель через запропонований індекс, підключається прямо до торгового терміналу або середовища для тестування стратегій і працює як процес послідовних етапів (рис. 2). Отже, алгоритм роботи системи ґрунтується на безперервному зборі та інтеграції ринкових і алгоритмічних даних. У режимі реального часу система отримує біржову інформацію (ціни, обсяги, волатильність, стан ордербуку) та паралельно відстежує внутрішні параметри торгового алгоритму, зокрема його поточні рішення, ризикові характеристики та динаміку оновлення моделі.

Таблиця 2

Матриця вагових коефіцієнтів індексу гнучкості систем штучного інтелекту залежно від інвестиційної стратегії*

Інвестиційна стратегія	ω_1	ω_2	ω_3	Економічне обґрунтування пріоритетів
Агресивний (HFT/скальпінг)	0,60	0,20	0,20	Для високочастотної торгівлі швидкість оновлення ваг ШІ є критичною. Алгоритм заробляє на мікротрендах, тому Ка має найбільшу вагу.
Збалансований (Криптофонди широкого профілю)	0,30	0,30	0,40	Універсальний підхід. Рівномірний розподіл уваги між оперативністю та управлінням ризиками з незначним акцентом на захисті загального депозиту.
Консервативний (Інституційне утримання активів)	0,10	0,40	0,50	Для великого капіталу головна мета – уникнення ліквідацій під час “чорних лебедів”. Фокус алгоритму зміщується на бездоганний ризик-менеджмент (Kv) та мінімізацію просідань (Ks).

* Складено автором.

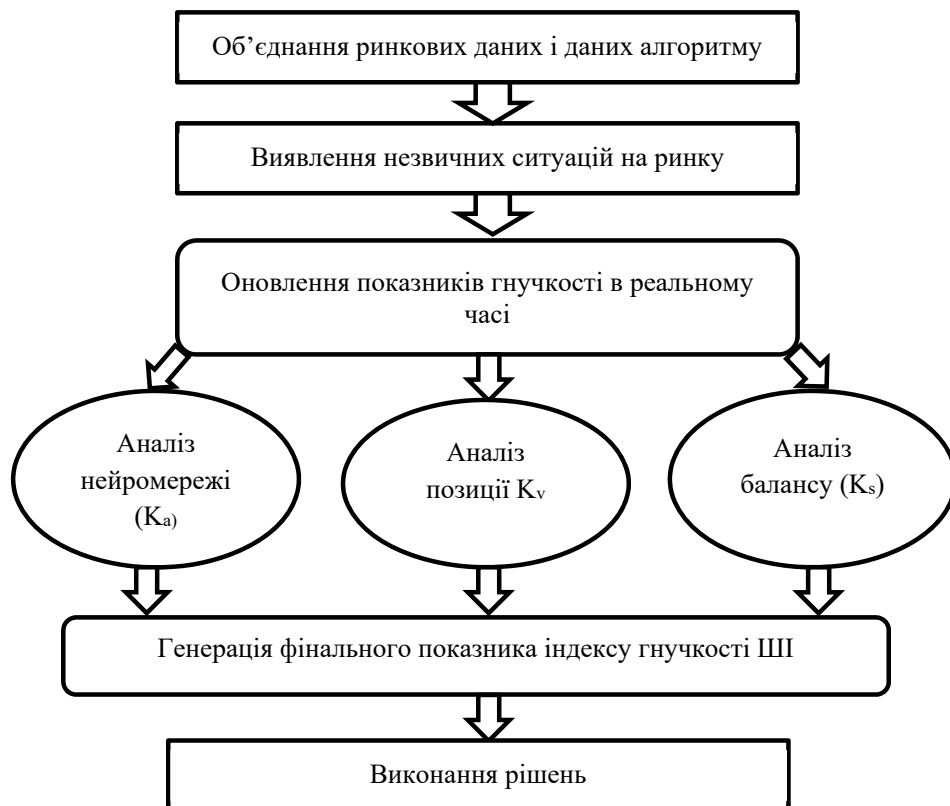


Рис. 2. Інформаційно-функціональна схема розрахунку індексу гнучкості системи ШІ*

* Побудовано автором.

У разі виникнення суттєвих ринкових змін система ідентифікує аномальні ситуації або структурні зміни ринку. Такі події виступають тригером для запуску процедури оцінювання, оскільки саме в умовах підвищеної волатильності найбільш коректно проявляється адаптивність алгоритму.

Після виконання перевірки індексу гнучкості отримуємо його оцінку у трьох вимірах: швидкість адаптації нейронної мережі до нових умов; величина коригування позиції, здійсненої системою у відповідь на зміну ризику; поведінка капіталу відносно ринкового бенчмарку (включаючи відносну величину просідання).

Останній крок – нормалізація всіх показників та їхнє об'єднання в один загальний

бал гнучкості, щоб отримати інтегральний показник гнучкості. Це значення надсилається до модуля управління ризиками, і на основі цього показника гнучкості ухвалюють інвестиційні рішення: продовження роботи алгоритму, коригування його параметрів або тимчасове вимкнення алгоритму, якщо відбувається різке зниження стабільності алгоритмів. Така система робить індекс гнучкості практичним інструментом, який допомагає інвесторам ухвалювати інвестиційні рішення. Інвестори можуть використовувати цей індекс гнучкості для оцінки та спостереження за своїми системами штучного інтелекту під час їх розробки та тестування, а також для постійного моніторингу їхньої ефективності в режимі реального часу.

Висновки. Результати проведеного дослідження обґрунтовують доцільність відмови від застосування виключно статичних фінансових метрик на користь динамічних інструментів оцінювання, які враховують адаптивний характер систем штучного інтелекту в умовах високої волатильності криптовалютного ринку. Встановлено, що традиційні індикатори не забезпечують належної оцінки здатності алгоритмів реагувати на структурні шоки, що призводить до викривленого сприйняття надійності торговельних стратегій.

Запропонована концептуальна модель індексу гнучкості систем штучного інтелекту забезпечує можливість кількісної верифікації рівня адаптивності торгових агентів. Гнучкість систем штучного інтелекту визначено як інтегральну характеристику, що охоплює три ключові вектори: швидкість адаптації, зумовлену оперативністю оновлення алгоритмічної логіки; стійкість до волатильності, що відображає динамічність управління ризиками; а також збереження капіталу в стресових ринкових ситуаціях, що демонструє ефективність реалізованих захисних стратегій.

Математичне забезпечення моделі передбачає застосування апарату нормалізації на основі сигмоїдальної функції, що дає змогу трансформувати різномірні параметри у стандартизовану безрозмірну шкалу. Такий підхід мінімізує ризики статистичних викривлень, спричинених аномальними коливаннями дохідності та волатильності, притаманними ринку віртуальних активів.

Запропонована структура обчислення індексу гнучкості в режимі реального часу забезпечує повний цикл алгоритму: від збирання та акумулювання поточкових даних та визначення аномалій до безпосереднього формування інтегрованого показника. Така структура створює технічне підґрунтя для безпосередньої інтеграції запропонованого підходу в сучасні систе-

ми алгоритмічного трейдингу й інституційного ризик-менеджменту.

Обґрунтовано доцільність застосування індексу гнучкості як ключового стратегічного інструменту аудиту моделей штучного інтелекту. Розроблена шкала інтерпретації результатів забезпечує ефективну класифікацію інтелектуальних систем за рівнем їхньої живучості, що сприяє підвищенню прозорості та безпеки інвестиційної діяльності в умовах цифрової економіки.

Подальші наукові дослідження доцільно спрямувати на практичну апробацію запропонованого індексу на розширених масивах історичних даних провідних криптовалютних бірж, охоплюючи різні фази ринкових циклів. Це дасть змогу верифікувати стабільність моделі в умовах змінної структурної волатильності та високого рівня невизначеності.

Список використаних джерел

1. Dixon M. F., Halperin I., Bilokon P. *Machine learning in finance: from theory to practice*. Springer, 2020. 573 p.
2. Міщенко С., Науменкова С., Тищенко Є. Синергія штучного інтелекту та блокчейн у фінансовому секторі. *Вісник Київського національного університету імені Тараса Шевченка. Економіка*. 2025. Вип. 2. С. 54–64. <https://doi.org/10.17721/1728-2667.2025/227-2/7>.
3. Мандич О., Ставерська Т., Малій О. Інтеграція штучного інтелекту в ринок блокчейн та криптовалют. *Modeling the Development of the Economic Systems*. 2023. № 4. С. 61–66. <https://doi.org/10.31891/mdes/2023-10-8>.
4. Москаленко В. В., Фонта Н. Г., Гавриленко А. В., Безчастний О. М. Аналіз проблеми прогнозування трендів криптовалютного ринку та сучасні підходи до її вирішення. *Вісник Національного технічного університету "ХПІ". Стратегічне управління, управління портфелями, програмами та проектами*. 2024. № 1. С. 41–49. DOI: 10.20998/2413-3000.2024.8.6.

5. Babych O. Predicting cryptocurrency price movements using ai: integrating technical analysis and cyclical theories with machine learning models. *International Humanitarian University Herald. Economics and Management*. 2025. № 62. <https://doi.org/10.32782/2413-2675/2025-62-3>.

6. Чижевська М. Б., Венгер В. В., Кушніренко О. М., Романовська Н. І., Степаненко О. А.. Прогнозування ціни криптовалют із застосуванням моделі FNN для оптимізації інвестиційних процесів. *Європейський науковий журнал економічних та фінансових інновацій*. 2025. № 2. С. 36–50. <https://doi.org/10.32750/2025-0204>.

7. Коба Б. О., Половенко Л. П. Статистичне дослідження валютної пари “євро – долар” з використанням штучного інтелекту. *Вісник Студентського наукового товариства ДонНУ імені Василя Стуса*. 2025. Вип. 1. С. 176–181.

8. Ванькович Л. Я., Оберніснюк О. М., Перожак Р. І., Стеблій О. І. Використання штучного інтелекту у прогнозуванні зовнішньоторговельних потоків. *Сталий розвиток економіки*. 2026. № 6. С. 537–542. <https://doi.org/10.32782/2308-1988/2025-57-73>.

9. Fang F., Ventre C., Basios M., Kanthan L., Martinez-Rego D., Wu F., Li L. Cryptocurrency trading: a comprehensive survey. *Blockchain, crypto assets, and financial innovation*. Singapore, 2025. P. 55–127. https://doi.org/10.1007/978-981-96-6839-7_4.

10. Bouri E., Das M., Gupta R., Roubaud D. Spillovers between Bitcoin and other assets during bear and bull markets. *Applied Economics*. 2018. Vol. 50, No. 55. P. 5935–5949.

11. Єрмошкіна О. В. Формування когнітивних упереджень на фінансовому ринку в умовах розвитку штучного інтелекту. *Економіка, управління та адміністрування*. 2025. № 3. С. 111–118. [https://doi.org/10.26642/ema-2025-3\(113\)-111-118](https://doi.org/10.26642/ema-2025-3(113)-111-118).

12. Панасюк В. М. Штучний інтелект як інструмент підвищення ефективності аудиторських перевірок в Україні. *Ефективна економіка*. 2025. № 11. <https://doi.org/10.32702/2307-2105.2025.11.4>.

13. Zhong X., Wei J., Li S., Xu Q. Deep reinforcement learning for dynamic strategy inter-change in financial markets. *Applied Intelligence*. 2024. Vol. 55, № 1. <https://doi.org/10.1007/s10489-024-05965-2>.

14. Hallensleben S. AI Solution Quality Index (ASQI): A robust framework for procurement and deployment decisions. *AI Assurance Forum : Blogs*. 2025. URL : <https://resaro.ai/insights/articles/ai-solutions-quality-index-asqi-a-solid-basis-for-procurement-and-deployment-decisions>.

15. Wedemeyer M., Cramer E., Mitsos A., Dahmen M. Data-driven conditional flexibility index. *Computers & Chemical Engineering*. 2026. Vol. 211. P. 109647. <https://doi.org/10.1016/j.comp-chemeng.2026.109647>.

16. Park S.-W., Zhang Z., Li F., Son S.-Y. Peer-to-peer trading-based efficient flexibility securing mechanism to support distribution system stability. *Applied energy*. 2021. Vol. 285. P. 116403. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2020.116403>.

References

1. Dixon, M. F., Halperin, I., and Bilokon, P. (2020). *Machine learning in finance: from theory to practice*. Springer.

2. Mishchenko, S., Naumenkova, S., Tishchenko, Ye. (2025). Synerhiia shtuchnoho intelektu ta blokchein u finansovomu sektori [Synergy of artificial intelligence and blockchain in the financial sector]. *Visnyk Kyivskoho natsionalnoho universytetu imeni Tarasa Shevchenka. Ekonomika – Bulletin of Taras Shevchenko National University of Kyiv. Economics*, 2, 54–64. <https://doi.org/10.17721/1728-2667.2025/227-2/7>.

3. Mandych, O., Staverska, T., Malii, O. (2023). Intehratsiia shtuchnoho intelektu v rynok blokchein ta kryptovaliut [Integration of artificial intelligence into the blockchain and cryptocurrency market]. *Modeling the Development of the Economic Systems*, 4, 61–66. <https://doi.org/10.31891/mdes/2023-10-8>.

4. Moskalenko, V. V., Fonta, N. H., Havrylenko, A. V., Bezchastnyi, O. M. (2024). *Analiz proble-*

my prognozuvannia trendiv kriptovaliutnoho rynku ta suchasni pidkhody do yii vyrishennia [Analysis of the problem of forecasting cryptocurrency market trends and modern approaches to its solution]. *Visnyk Natsionalnoho tekhnichnoho universytetu "KhPI". Stratehichne upravlinnia, upravlinnia portfeliamy, prohramamy ta proektamy – Bulletin of the National Technical University "KhPI". Strategic management, portfolio, program and project management*, 1, 41–49. <https://doi.org/10.20998/2413-3000.2024.8.6>.

5. Babych, O. (2025). Predicting cryptocurrency price movements using ai: integrating technical analysis and cyclical theories with machine learning models. *International Humanitarian University Herald. Economics and Management*, 62. <https://doi.org/10.32782/2413-2675/2025-62-3>.

6. Chyzhevska, M. B., Venher, V. V., Kushni-renko, O. M., Romanovska, N. I., Stepanenko, O. A. (2025). Prognozuvannia tsiny kriptovaliut iz zastosuvanniam modeli FNN dlia optymizatsii investytsiinykh protsesiv [Forecasting cryptocurrency prices using the FNN model to optimize investment processes]. *Yevropeiskiy naukovyi zhurnal ekonomichnykh ta finansovykh innovatsii – European Scientific Journal of Economic and Financial Innovations*, 2, 36–50. <https://doi.org/10.32750/2025-0204>.

7. Koba, B. O., Polovenko, L. P. (2025). Statystychne doslidzhennia valiutnoi pary "ievro – dolar" z vykorystanniam shtuchnoho intelektu [Statistical study of the «euro – dollar» currency pair using artificial intelligence]. *Visnyk Studentskoho naukovohto tovarystva DonNU imeni Vasylia Stusa – Bulletin of the Student Scientific Society of Vasyl Stus DonNU*, 1, 176–181 [in Ukrainian].

8. Vankovych, L. Ya., Obernienko, O. M., Perozhak, R. I., Steblii, O. I. (2026). Vykorystannia shtuchnoho intelektu u prognozuvanni zovnishnotorhovealnykh potokiv [The use of artificial intelligence in forecasting foreign trade flows]. *Stalyi rozvytok ekonomiky – Sustainable Development of Economy*, 6, 537–542. <https://doi.org/10.32782/2308-1988/2025-57-73>.

9. Fang, F., Ventre, C., Basios, M., Kanthan, L., Martinez-Rego, D., Wu, F., and Li, L. (2025). Crypto-

currency trading: a comprehensive survey. *Blockchain, crypto assets, and financial innovation*. Singapore, 55–127. https://doi.org/10.1007/978-981-96-6839-7_4.

10. Bouri, E., Das, M., Gupta, R., and Roubaud, D. (2018). Spillovers between Bitcoin and other assets during bear and bull markets. *Applied Economics*, 50(55), 5935–5949.

11. Yermoshkina, O. V. (2025). Formuvannia kohnityvnykh uperedzhen na finansovomu rynku v umovakh rozvytku shtuchnoho intelektu [Formation of cognitive biases in the financial market in the conditions of artificial intelligence development]. *Ekonomika, upravlinnia ta administruvannia – Economy, Management and Administration*, 3, 111–118. [https://doi.org/10.26642/ema-2025-3\(113\)-111-118](https://doi.org/10.26642/ema-2025-3(113)-111-118).

12. Panasyuk, V. M. (2025). Shtuchnyi intelekt yak instrument pidvyshchennia efektyvnosti audytorskykh perevirok v Ukraini [Artificial intelligence as a tool for increasing the efficiency of audits in Ukraine]. *Efektivna ekonomika – Efficient Economy*, 11. <https://doi.org/10.32702/2307-2105.2025.11.4>.

13. Zhong, X., Wei, J., Li, S., Xu, Q. (2024). Deep reinforcement learning for dynamic strategy interchange in financial markets. *Applied Intelligence*, 55(1). <https://doi.org/10.1007/s10489-024-05965-2>.

14. Hallensleben, S. (2025). AI Solution Quality Index (ASQI): A robust framework for procurement and deployment decisions. *AI Assurance Forum: Blogs*. Available at: <https://resaro.ai/insights/articles/ai-solutions-quality-index-asqi-a-solid-basis-for-procurement-and-deployment-decisions>.

15. Wedemeyer, M., Cramer, E., Mitsos, A., and Dahmen, M. (2026). Data-driven conditional flexibility index. *Computers & Chemical Engineering*, 211, 109647. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2026.109647>.

16. Park, S.-W., Zhang, Z., Li, F., and Son, S.-Y. (2021). Peer-to-peer trading-based efficient flexibility securing mechanism to support distribution system stability. *Applied Energy*, 285, 116403. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2020.116403>.