

World Bank Group. <https://databank.worldbank.org/source/world-development-indicators>  
World Bank Group. (2025, February 25). Updated Ukraine Recovery and Reconstruction Needs Assessment Released // World Bank. *World Bank*. <https://www.worldbank.org/en/news/press->

release/2025/02/25/updated-ukraine-recovery-and-reconstruction-needs-assessment-released

Стаття надійшла до редакції / Received: 03.01.2026 р.  
Статтю прийнято до публікації / Accepted: 18.01.2026 р.  
Оприлюднено / Published: 25.02.2026 р.

УДК 004.8:330.45:336.74  
JEL: C45; C53; G17; G15; C58  
DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2026-1-490-498>

## ЕКОНОМІЧНІ ФАКТОРИ АДАПТИВНОСТІ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В УМОВАХ ВОЛАТИЛЬНОСТІ КРИПТОВАЛЮТНОГО РИНКУ

© 2026 ШУХМАНН В. А.

УДК 004.8:330.45:336.74  
JEL: C45; C53; G17; G15; C58

### Шухманн В. А. Економічні фактори адаптивності штучного інтелекту в умовах волатильності криптовалютного ринку

У статті досліджено економічні фактори адаптивності систем штучного інтелекту (ШІ) в умовах волатильності криптовалютного ринку й обґрунтовано доцільність їх розгляду як складової економічної результативності та технічної якості моделей. Показано, що нестабільність криптовалютного ринку, режимні злами волатильності та ліквідності, інформаційна розбіжність і мікроструктурні обмеження виконання угод формують середовище, у якому ефект від адаптації визначається балансом між очікуваним приростом результативності та сукупними витратами. Методологічна основа роботи поєднує концептуальний аналіз і синтез сучасних підходів фінансової економетрики, машинного навчання та навчання з підкріпленням. Здійснено порівняльний аналіз дослідницьких постановок щодо нестаціонарності та дрейфу даних, а також узгодження системи критеріїв оцінювання, орієнтованих на економічний результат. Особливу увагу приділено ролі транзакційних витрат (комісій, спредів, прослизання), інформаційних витрат (збирання, очищення й оновлення даних), вартості обчислювальних ресурсів, ризикових лімітів і інституційних обмежень у визначенні допустимої інтенсивності оновлення моделей і правил ухвалення рішень. Запропоновано методологічну рамку класифікації детермінант адаптивності за групами режимно-ринкових умов, витратних параметрів і ресурсно-організаційних обмежень, а також двоконтурну логіку адаптації, що поєднує моніторинг змін ринкових режимів і дрейфу даних із економічно вмотивованим рішенням про оновлення моделі, набору ознак і правил. Наукова новизна полягає у формуванні критеріїв оцінювання адаптації, які пов'язують технічні рішення з чистим ефектом після витрат, ризик-метриками та стабільністю в різних ринкових режимах. Практичні висновки можуть бути використані для проєктування адаптивних ШІ-систем у криптоаналітиці, алгоритмічній торгівлі та ризик-менеджменті, а також для стандартизації порівняння альтернативних стратегій адаптації з урахуванням реальних витрат виконання угод і ризикових обмежень. Перспективи подальших досліджень пов'язані з емпіричною валідацією рамки на різних торговельних майданчиках і часових горизонтах та з формалізацією порогів, за яких адаптація забезпечує додану вартість після витрат.

**Ключові слова:** цифрова економіка, економічні фактори, штучний інтелект, криптовалюта, міжнародний ринок, економічна ефективність, цифрові інструменти.

**Рис.:** 1. **Табл.:** 2. **Бібл.:** 16.

**Шухманн Вадим Александрович** – здобувач кафедри економічної кібернетики та інформатики, Західноукраїнський національний університет (вул. Львівська, 11, Тернопіль, 46009, Україна)

**E-mail:** [vadum.shuhmann@gmail.com](mailto:vadum.shuhmann@gmail.com)

**ORCID:** <https://orcid.org/0000-0002-1427-3312>

**Scopus Author ID:** 57224193208

### Schuchmann V. A. Economic Factors of Artificial Intelligence Adaptability under Cryptocurrency Market Volatility

This article explores the economic factors influencing the adaptability of artificial intelligence (AI) systems within the context of cryptocurrency market volatility and substantiates the importance of considering them as part of models' economic performance and technical quality. It is demonstrated that cryptocurrency market instability, volatility and liquidity regime shifts, informational asymmetry, and microstructural trading constraints create an environment where the effect of adaptation is determined by the balance between expected performance gains and total costs. The methodological foundation of the study combines conceptual analysis with a synthesis of contemporary approaches in financial econometrics, machine learning, and reinforcement learning. A comparative analysis of research approaches concerning data non-stationarity and drift was conducted, along with the harmonization of evaluation criteria systems focused on economic outcomes. Particular attention is paid to the role of transaction costs (commissions, spreads, slippage), information costs (collecting, cleaning, and updating data), the cost of computing resources, risk limits, and institutional constraints in determining the permissible intensity of model updates and decision-making rules. A methodological framework is proposed for classifying the determinants of adaptability according to groups of regime-market conditions, cost parameters, and resource-organizational constraints, as well as a two-loop adaptation logic that combines monitoring changes in market regimes and data drift with an economically motivated decision to update the model, feature set, and rules. The scientific novelty lies in the development of adaptation assessment criteria that link technical decisions with net effect after costs, risk metrics, and stability across different market regimes. Practical conclusions can be applied to the design of adaptive AI systems in cryptoanalytics, algorithmic trading, and risk management, as well as to the standardization of comparisons between alternative adaptation strategies, taking into account actual transaction costs and risk constraints. Future research prospects are related to the empirical validation of the framework on different trading platforms and time horizons, and to the formalization of the thresholds at which adaptation provides added value after costs.

**Keywords:** digital economy, economic factors, artificial intelligence, cryptocurrency, international market, economic efficiency, digital tools.

**Fig.:** 1. **Tabl.:** 2. **Bibl.:** 16.

**Schuchmann Vadim A.** – Applicant of the Department of Economic Cybernetics and Informatics, West Ukrainian National University (11 Lvivska Str., 46009, Ukraine)

**E-mail:** vadum.shuhmann@gmail.com

**ORCID:** <https://orcid.org/0000-0002-1427-3312>

**Scopus Author ID:** 57224193208

Протягом останнього десятиліття те, що раніше було вузькоспеціалізованим сегментом цифрових активів, тепер є справжньою глобальною фінансовою екосистемою з високою капіталізацією, зростаючою ліквідністю та всілякою інфраструктурою торгових платформ. Водночас слід зазначити, що на ринку все ще існують деякі дуже специфічні фактори, зокрема підвищений рівень волатильності, фрагментацію потоків інформації, що надходять на ринок, неоднорідність учасників, а також надзвичайно високу чутливість до новин, регуляторних чи навіть технологічних імпульсів. Наукова новизна роботи полягає у розробленні методологічної рамки оцінювання економічної адаптивності ШІ, яка (1) класифікує детермінанти адаптації за логікою впливу на результат, (2) узгоджує критерії оцінювання через чистий ефект після витрат, ризик-метрики та стабільність у різних ринкових режимах, (3) дозволяє інтерпретувати адаптацію не як самоціль, а як інструмент забезпечення керованої результативності в режимно-нестабільному середовищі. Практичне значення одержаних результатів полягає в можливості використання запропонованої рамки для проектування й аудиту адаптивних ШІ-систем у криптоаналітиці, алгоритмічній торгівлі та ризик-менеджменті, зокрема для обґрунтування частоти оновлень, вибору порогів реагування на зміну режимів і стандартизації порівняння альтернативних

стратегій за умов реальних витрат виконання угод і ризикових обмежень.

Паралельно відбувається активне впровадження технологій штучного інтелекту (ШІ) у фінансові процеси, зокрема в алгоритмічну та високочастотну торгівлю, управління ризиками, ціноутворення й виявлення ринкових аномалій. Важливою перевагою сучасних ШІ-систем є здатність до адаптації переналаштування параметрів, оновлення моделей, корекції стратегій та пристосування до нових ринкових режимів. Водночас рівень такої адаптивності не можна зводити лише до технічних параметрів: він визначається економічними стимулами та обмеженнями, а також необхідністю балансувати між очікуваною дохідністю, ризиком, ліквідністю, транзакційними витратами та доступністю ресурсів.

Волатильність криптовалютного ринку формує середовище, в якому адаптивність ШІ стає визначальним чинником результативності. Перехід між різними ринковими режимами, періоди розширення спредів, різкі зміни кореляцій між активами, інформаційні шоки й епізоди зниження ліквідності потребують від алгоритмів не лише точності прогнозу, але й економічно обґрунтованої гнучкості. Невдалі рішення щодо адаптації проявляються не тільки у погіршенні прогностичних показників, а й у збільшенні просідань капіталу, некерованій зміні ризикового профілю та накопиченні непря-

мих витрат, зумовлених надмірною частотою перебалансування або неякісним виконанням угод.

Центральним завданням дослідження є ідентифікація економічних детермінант, що забезпечують функціональну ефективність та керуваність процесів імплементації штучного інтелекту в межах ринку криптоактивів. До пріоритетних чинників віднесено явні транзакційні витрати, зокрема комісійні збори, цінове проковзування та ринковий імпакт, а також капіталомісткість інформаційного забезпечення та обчислювальних ресурсів.

Ефективність адаптації технологій ШІ додатково зумовлюється інтенсивністю конкуренції між алгоритмічними стратегіями, рівнем доступу до ліквідності та якістю виконання торгових ордерів. Водночас параметри впровадження інтелектуальних систем визначаються інвестиційними обмеженнями щодо допустимого ризику, техніко-технологічними вимогами до торговельних платформ, специфікою нормативно-правового регулювання, а також особливостями інституційної архітектури крипторинку, що функціонує на засадах поєднання централізованих бірж та децентралізованих протоколів.

Окремого розгляду потребує компроміс між швидкістю адаптації та ризиком перенавчання в умовах нестабільного середовища. Надмірно оперативна реакція на короткострокові коливання може спричинити концентрацію на шумових компонентах, підвищувати оборот портфеля та збільшувати витрати. Натомість надмірна інерційність знижує здатність алгоритму своєчасно враховувати структурні зрушення та зміну режимів. Отже, адаптивність ШІ доцільно трактувати як економічно оптимізований процес, у межах якого пріоритетом є не максимізація технічної точності, а забезпечення найкращої очікуваної ефективності з урахуванням ризику та реальних ринкових обмежень.

Попри значний масив досліджень на перетині фінансів і машинного навчання, економічний вимір адаптивності ШІ саме на криптовалютному ринку залишається недостатньо систематизованим. Значна частина робіт фокусується на порівнянні моделей за метриками якості прогнозування, залишаючи поза увагою те, яким чином витрати на адаптацію, параметри виконання угод і зміна режимів волатильності трансформуються у фінансовий результат. Водночас у прикладному вимірі принциповим є розуміння того, за яких умов адаптивні алгоритми справді створюють додану вартість, а за яких лише підвищують витрати й ризики без пропорційного приросту ефективності.

Криптовалютний ринок є одним із найбільш «екстремальних» серед фінансових ринків за профілем ризику. Цьому передують висока частота стрибків ціни, зміни режимів (bull/bear), суттєва асиметрія розподілів і структурні зміни формують середовище, у якому статичні моделі швидко деградують. У цьому контексті питання адаптивності систем штучного інтелекту (ШІ) набуває не лише технічного, а й економічного виміру, коли вигода від швидкої адаптації має перекидати витрати на дані, обчислення, виконання угод і контроль ризику.

Фундаментом для розуміння «середовища адаптації» слугують праці, що описують властивості волатильності Bitcoin та інших криптоактивів із використанням економетричних підходів. Зокрема, порівняльний аналіз GARCH-специфікацій для Bitcoin, виконаний P. Katsiampa, засвідчує наявність як короткострокової, так і довгострокової компоненти дисперсії, що є важливим для побудови адаптивних правил оновлення параметрів і вибору горизонту прогнозу [1]. A. H. Dyhrberg у дослідженні концепції «віртуального золота» підкреслює, що волатильність криптоактивів і їхні кореляційні зв'язки є часово-змінними та залежать від ринкових умов, а отже економічна роль активу як хеджу або спекулятивного інструменту не є сталою [2]. Реплікаційне та розширене дослідження взаємозв'язків «Bitcoin-gold-USD», представлено D. G. Baur, T. Dimpfl та K. Kuck, додатково акцентує на залежності висновків від вибору вибірки та домінуючого ринкового режиму, що прямо вказує на потребу режимно-адаптивних моделей [3].

Питання ефективності крипторинків є критичним для економічного обґрунтування використання ШІ: якщо ринок наближається до ефективного, то очікуваний «альфа-ефект» від прогнозів знижується, а економічний сенс частих перенавчань слабшає. Дослідження неефективності Bitcoin демонструє, що ступінь ефективності змінюється в часі, а отже, передбачуваність може бути «режимною» та тимчасовою (Urquhart [4]). Паралельно, аналіз властивостей Bitcoin як хеджу/«тихої гавані» показує, що диверсифікаційна цінність також залежить від ринкових стресів, що впливає на функцію корисності інвестора та, відповідно, на те, як має бути сформульована цільова функція ШІ (прибутковість, ризик, tail-risk) (Bouri та ін. [5]).

Велика кількість літератури концентрується на прогнозуванні ціни та/або доходності з використанням ознак економічної й технологічної природи. Показовими є результати P. Ciaian, M. Rajcaniova та d'Artis Kancs, які пов'язують динаміку ціни Bitcoin із фундаментальними чинниками попиту й пропозиції, макрофінансовими індикато-

рами та проксі-змінними «привабливості» активу для інвесторів; ці висновки формують змістовну основу для конструювання наборів ознак, що виходять за межі суто технічних індикаторів [6]. У межах підходів машинного навчання L. Alessandretti, A. ElBahrawy, L. M. Aiello та A. Baronchelli показують, що здатність виявляти короткострокову передбачуваність є чутливою до відбору ознак і дизайну експерименту (зокрема на широких панелях криптовалют і з перевіркою торгових правил), що безпосередньо пов'язано з витратами на дані та обчислення і, відповідно, з економікою адаптації моделей [7]. Для короткострокових горизонтів додаткову емпіричну базу надає дослідження P. Jaquart, D. Dann та C. Weinhardt, у якому продемонстровано придатність моделей машинного навчання для прогнозування рухів Bitcoin у коротких інтервалах, водночас наголошено на необхідності строгого out-of-sample дизайну [8].

**Д**ля проблематики волатильності принципним є те, що новітні дослідження здійснюють зіставлення класичних економічних підходів (зокрема сімейства GARCH та моделей типу HAR) із нейромережевими архітектурами на різних часових горизонтах, включаючи роботу з високочастотними даними та корекцію мікроструктурного шуму. Зокрема, Z.-C. Huang, I. Sangiorgi та A. Urquhart, аналізуючи прогнозування волатильності Bitcoin із використанням LSTM та гібридних нейромережових конструкцій, показують потенційну перевагу таких підходів порівняно з традиційними моделями за умови належної підготовки даних і забезпечення стійкості оцінок [9]. В економічній інтерпретації це означає, що витрати на отримання, очищення та підтримку високочастотних даних є виправданими лише тоді, коли приріст точності перетворюється на покращення ризик-орієнтованих показників, підвищення стабільності результатів або зниження сукупних витрат управління ризиком.

У фокусі адаптивності з'являються підходи глибинного підкріплювального навчання (Deep RL), де цільова функція безпосередньо відповідає економічній меті (максимізація очікуваної винагороди з урахуванням ризику). Дизайн торговельної системи на базі DDQN із LSTM/GRU та відбором ознак через XGBoost є показовим прикладом переходу від «прогнозу ціни» до оптимізації політики дій (buy/hold/sell) і демонструє, що включення блокчейн-змінних та формалізований відбір ознак можуть підвищувати торгові метрики (Ghadiri, Hajizadeh [10]). Поруч існують більш ранні прикладні роботи з рекомендації торговельних точок через Deep RL, які важливі як методоло-

гічна база постановки середовища, станів та винагороди (Sattarov та ін. [11]), а оглядова стаття з deep reinforcement learning систематизує типові джерела нестійкості й допомагає аргументувати вибір алгоритмів та регуляризаційних підходів (Arulkumaran та ін. [14]).

Економічні фактори адаптивності III проявляються найбільш явно, коли дослідження переходять від «model accuracy» до параметрів виконання угод: ліквідність, спреди, глибина книги заявок, швидкість та вартість виконання. Емпіричні результати щодо стилізованих фактів книг заявок на Bitcoin-біржах показують, що мікроструктурні властивості можуть суттєво відрізнятися між майданчиками і часовими масштабами, формулюючи ризик невідповідності моделі «очікуваним» умовам виконання (Schnaubelt, Rende, Krauss [13]). Своєю чергою, роботи зі статистичного арбітражу у крипторинках демонструють, що навіть за наявності сигналів ключовим обмеженням стають транзакційні витрати, проскальзання та стабільність результатів на різних періодах (Fischer, Krauss, Deinert [12]). Це підводить до висновку, що адаптивність III потрібно оцінювати як функцію не лише від волатильності, а й від економіки торгівлі (costs, liquidity, latency) та вимог до керування ризиком.

Методологічною основою для трактування адаптивності III є дослідження про concept drift та навчання в нестационарних потоках даних. Огляд із проблематики concept drift систематизує причини деградації моделей у часі та підходи до детекції, інтерпретації й адаптації до зсувів розподілів у поточних даних; це безпосередньо релевантно крипторинку з частими режимними змінами та структурними зламами (Lu та ін. [15]). Сучасний систематичний огляд з детекції концепт-дрифту підкреслює, що практичні обмеження (доступність розмічених даних, обчислювальна ефективність, робота з дисбалансом) часто визначають вибір «економічно життєздатної» стратегії адаптації (Novakimyan, Bravo [16]). Отже, в межах фінансової економіки та III формується дослідницький розрив, оскільки багато робіт демонструють приріст точності, але значно рідше кількісно порівнюють економічну ціну адаптації з її очікуваною вигодою у різних режимах волатильності.

**Н**езважаючи на значні наукові досягнення, деякі аспекти окреслених проблем потребують подальшого вичерпного вивчення. По-перше, у більшості наявних досліджень місце адаптації моделі до структурних змін волатильності ринку займає в контексті досягнення прогностичної точності, а не в економічно мотивова-

ному компромісі між інтенсивністю перенавчання системи та сукупними транзакційними витратами (зокрема, ціновим прослизанням). Це не було належним чином формалізовано в рамках однієї єдиної системи порівнянних показників. По-друге, недостатньо забезпечено комплексні аналітичні рамки, здатні інтегрувати механізм виявлення нестаціонарності та дрейф концепцій з інструментами управління ризиками та оптимізацією багатокритеріальної торгової стратегії на основі методологій навчання з підкріпленням. Вплив вартості інформаційних ресурсів, якості попередньої обробки даних та існуючих обчислювальних обмежень на стабільність та переносимість моделей між різними торговими платформами та часовими горизонтами вивчений недостатньо. Це робить результати практично незначними навіть при використанні великих масивів ознак.

**Метою статті** є обґрунтування та систематизація економічних факторів, що визначають адаптивність систем штучного інтелекту в умовах волатильності криптовалютного ринку, а також розроблення аналітичної рамки для оцінювання економічної доцільності та результативності адаптаційних механізмів з урахуванням транзакційних витрат, ліквідності, ризик-метрик і режимних зламів.

**М**етодика дослідження має методологічний характер і ґрунтується на концептуальному аналізі та синтезі наукових підходів до адаптивності ШІ у фінансових ринках із подальшою розробкою аналітичної рамки для її економічного оцінювання в умовах волатильності криптовалютного ринку. У межах роботи здійснюється критичний огляд і порівняння теоретичних та прикладних моделей (економетричних, машинно-навчальних і підкріплювального навчання), уточнюється понятійний апарат (адаптивність, режимні злами, концепт-дрифт, торговельні фрикції), формалізуються причинно-наслідкові зв'язки між волатильністю, ліквідністю, транзакційними витратами, обчислювальними ресурсами та результативністю моделей, а також пропонується система критеріїв і показників, що дозволяє зіставляти альтернативні стратегії адаптації за економічною доцільністю та керованістю без проведення емпіричного тестування.

Волатильність криптовалютного ринку створює середовище, у якому інформаційні імпульси, структурні злами та зміна режимів ліквідності відбуваються нерівномірно, а поведінка цін і обсягів торгів характеризується підвищеною нестаціонарністю. За цих умов ключова методологічна проблема полягає в тому, що адаптивність систем штучного інтелекту (ШІ) не може розглядатися як виключ-

но технічна властивість алгоритму. Вона прямо залежить від економічних обмежень (вартість даних, обчислювальні ресурси, транзакційні витрати) та економічних стимулів (очікувана дохідність, допустимий ризик, конкуренція стратегій).

У межах методологічного підходу адаптивність ШІ пропонується трактувати як керовану здатність моделі підтримувати прийнятний рівень результативності в умовах зміни ринкових режимів за рахунок оновлення параметрів, структури ознак або правил прийняття рішень. Важливо, що така адаптація має ціну та межі, в яких підвищення частоти оновлень підсилює потребу в ресурсах і збільшує операційні витрати, тоді як зниження частоти оновлень послаблює здатність системи реагувати на режимні злами й підвищує ризик накопичення помилок.

Науковий результат цього етапу полягає у формуванні економічно орієнтованої рамки, яка поєднує три взаємопов'язані виміри: (1) ринкове середовище (волатильність, ліквідність, мікроструктура), (2) ресурсно-вартісні обмеження (дані, обчислення, інфраструктура виконання операцій) та (3) цільові критерії результативності (дохідність з урахуванням витрат, ризик, відтворюваність результатів). Це дозволяє переходити від дискусії «яка модель точніша» до питання «за яких економічних умов адаптація є доцільною та керованою».

Дані, наведені в табл. 1, демонструють, що економічні фактори адаптивності мають дві природи. Першою є ринкова, вона пов'язана з режимами волатильності, ліквідністю та мікроструктурою, які визначають, наскільки швидко змінюється інформаційне середовище та як ці зміни конвертуються у торговельні обмеження. А друга – ресурсна, тобто вартісно-технологічні умови, що задають верхню межу частоти й складності оновлень моделей. Звідси випливає методологічний висновок, що адаптивність не можна оцінювати поза контекстом конкретних фрикцій і ресурсних обмежень.

Тому оцінювання адаптивності має враховувати не лише факт оновлення моделі, а й економічні наслідки цього оновлення, зокрема збереження переваги після витрат виконання угод та стабільність ризикового профілю за зміни ринкового режиму.

**У** межах запропонованого підходу ключовим є розрізнення між (а) здатністю моделі «виявляти» зміну режиму (діагностична складова) та (б) здатністю «коригувати» поведінку без втрати керованості (адаптаційна складова). Перша складова пов'язана з чутливістю до нестаціонарності та своєчасним оновленням уявлення про

**Економічні фактори, що визначають адаптивність ШІ в умовах волатильності  
криптовалютного ринку**

Група факторів	Зміст факторів	Як впливає на адаптацію ШІ	Методологічний висновок для оцінювання
Режими волатильності та нестаціонарність	Різка зміна дисперсії, асиметрія коливань, структурні зміни	Змінює релевантність ознак та стабільність параметрів моделі	Адаптивність слід оцінювати в режимному розрізі, а не за середніми показниками
Ліквідність і торговельні фрикції	Спреди, проскальзування, глибина ринку, швидкість виконання	Погіршує реалізовану ефективність навіть за точних прогнозів	Потрібні метрики «після витрат» і критерії виконання
Транзакційні та операційні витрати	Комісії, інфраструктурні витрати, витрати на моніторинг і підтримку	Обмежує частоту оновлення та складність моделей	Частота адаптації має визначатися економічною доцільністю, а не лише точністю
Вартість даних і якість підготовки	Доступність, затримки, шум, узгодженість між майданчиками	Впливає на стійкість і переносимість результатів	У рамках оцінювання слід включати критерії якості даних та відтворюваності
Обчислювальні ресурси та технологічні обмеження	Потужність, затримки, енергоспоживання, масштабованість	Визначає допустиму складність і швидкість оновлення	Адаптивність має описуватися як компроміс між швидкістю, ресурсами та стабільністю
Конкуренція стратегій та інформаційна асиметрія	Швидкість реакції учасників, концентрація ліквідності, арбітраж	Зменшує «час життя» сигналів і підвищує вимоги до швидкості	Оцінювання повинно враховувати деградацію ефектів у часі
Інституційні та регуляторні обмеження	Вимоги бірж/провайдерів, ризик-ліміти, комплаєнс	Задає межі допустимої поведінки моделей	Потрібна вбудована «керованість» та контроль ризику як частина адаптації

**Джерело:** складено автором на основі [4; 7].

ринку, а друга – з тим, як зміни перетворюються на правила дії з урахуванням витрат, ризик-лімітів і обмежень ліквідності.

Окремий науковий результат полягає у формулюванні принципу економічної симетрії оцінювання: модель вважається «більш адаптивною» лише тоді, коли її перевага зберігається після врахування торговельних фрикцій та витрат на підтримку (дані й обчислення), а також не руйнується при переході між режимами волатильності. Отже, акцент переноситься на стійкість результату в різних режимах і на керованість адаптації як процесу.

Концептуальна схема, яка представлена на рис. 1, підкреслює, що економічна адаптивність є властивістю не лише алгоритму, а й усього контуру «ринку → діагностика → оновлення → обмеження → оцінювання». Методологічно це означає, що порівняння моделей має здійснюватися в однакових економічних умовах виконання (витрати, ліквідність, ресурсні ліміти) і за однакової логіки оновлення, інакше «перевага» моделі може бути наслідком різних припущень, а не реальної адаптивності.

Другий науковий результат полягає у виокремленні трьох рівнів керованості адаптації:

- ✦ стратегічний рівень – визначення допустимого діапазону оновлень і витрат;
- ✦ тактичний рівень – правила переходу між режимами та зміни поведінки;
- ✦ операційний рівень – контроль якості даних, стабільності виконання та дотримання ризик-лімітів.

**Т**ака багаторівнева логіка дозволяє описати адаптацію як управлінський процес, а не як одноразове технічне налаштування. Третій науковий результат стосується системи критеріїв оцінювання, за якими адаптивність доцільно вимірювати сукупністю взаємопов'язаних показників, що відображають економічну ефективність після витрат, ризикову стійкість, стабільність результатів у різних режимах і відтворюваність за зміни торговельної інфраструктури.

Це забезпечує методологічну сумісність оцінювання для різних класів моделей (економетричних, машинно-навчальних) та унеможливає підміну економічного результату суто технічною метрикою.

Узагальнюючи, отримані методологічні результати формують послідовну основу для аналізу



**Рис. 1. Концептуальна логіка економічної адаптивності ШІ на криптовалютному ринку**

Джерело: створено автором на основі [4; 7].

**Таблиця 2**

**Матриця проблемних вузлів адаптивності ШІ та методологічних відповідей**

Проблемний вузол	Чому виникає в умовах волатильності	Наслідок для ШІ-систем	Методологічна відповідь (пропозиція)
Режимні злами та дрейф умов	Параметри ринку змінюються стрибкоподібно	Деградація якості рішень і нестабільність результатів	Оцінювання в режимному розрізі та контроль керованості оновлень
Невизначеність ліквідності	Ліквідність нестала та фрагментована	Розрив між модельною й реалізованою ефективністю	Метрики «після витрат» і врахування фрикцій як базове припущення
Вартість адаптації	Оновлення потребує даних, обчислень, інфраструктури	Зростання витрат без пропорційного ефекту	Введення критеріїв економічної доцільності частоти/глибини оновлень
Нестабільність даних	Шум, затримки, неоднорідність джерел	Зниження переносимості та відтворюваності	Протоколи якості даних і критерії відтворюваності як частина рамки
Конкурентна деградація ефектів	Швидка реакція учасників скорочує «життя» патернів	Тимчасовість переваги моделі	Моніторинг стійкості ефектів і управління горизонтом придатності
Ризикові та інституційні ліміти	Обмеження комплаєнсу/ризик-лімітів	Потреба у вбудованому контролі	Пріоритезація керованості та прозорості над «агресивною» адаптацією

Джерело: складено автором на основі [12; 15; 16].

економічних факторів адаптивності ШІ на криптовалютному ринку:

- 1) запропоновано економічно орієнтовану класифікацію факторів адаптивності та встановлено їх двоїсту природу (ринкову й ресурсну);
- 2) обґрунтовано контур економічної адаптивності як інтеграцію діагностики режимів, механізмів оновлення та системи обмежень;

3) сформовано матрицю проблемних вузлів та методологічних відповідей, що забезпечує порівнюваність підходів і фокусує оцінювання на керованості та економічній доцільності адаптаційних рішень.

З огляду на викладене варто підкреслити, що запропонована рамка не обмежується переліком чинників, а задає узгоджену логіку постановки та порівняння адаптивних рішень у криптосередовищі. Її ключова перевага полягає у перенесенні фоку-

са з «якості моделі» на економічну обґрунтованість процесу адаптації, тобто на те, за яких режимних умов і за яких витратних та ресурсних обмежень оновлення справді створює додану вартість після врахування витрат виконання угод і ризикових лімітів. Таким чином, сформовані результати забезпечують методологічні передумови для коректного переходу до висновків і подальшої емпіричної перевірки, оскільки уніфікують трактування адаптивності як керованої економічної властивості, релевантної різним класам моделей і різним умовам функціонування крипторинку.

## ВИСНОВКИ

Проведене дослідження дало змогу методологічно осмислити економічну адаптивність систем штучного інтелекту на криптовалютному ринку в умовах режимної нестабільності та високої волатильності. Показано, що середовище застосування ШІ у криптосегменті формується під впливом взаємопов'язаних чинників, таких як: нестационарності цінних процесів і частих структурних зламів; мінливості ліквідності та мікроструктурних параметрів виконання угод; зростання інформаційних і ресурсних вимог до швидкості та якості обробки даних.

Сформовано системне бачення детермінант адаптивності, яке охоплює режимно-ринкові умови (волатильність, ліквідність, мікроструктурні обмеження), витратні параметри (транзакційні та інформаційні витрати, ресурсна вартість оновлень), а також інституційно-організаційні обмеження (доступ до даних, регламенти ризику, операційна надійність). Показано, що жодна група факторів не є самодостатньою: економічна доцільність адаптації виникає лише за їх комплексного врахування, оскільки приріст результативності може бути нівельований витратами виконання або обмеженнями ресурсів і ризику. На основі проведеного аналізу запропоновано методологічну двоконтурну логіку адаптації, що поєднує моніторинг нестационарності та дрейфу даних із економічно вмотивованим рішенням про інтенсивність оновлення моделі, набору ознак і правил ухвалення рішень.

Подальші наукові дослідження доцільно спрямувати на формалізацію режимно-умовних критеріїв запуску адаптації, розроблення уніфікованих протоколів оцінювання адаптивних стратегій із включенням параметрів ліквідності та витрат виконання, а також на поглиблені студії щодо переносимості моделей між торговельними майданчиками й часовими масштабами та щодо інтеграції моніторингу дрейфу даних у контури управління ризиками. Це створить

підґрунтя для побудови більш точних індикаторів економічної ефективності ШІ-рішень на криптовалютному ринку та підвищення їхньої прикладної надійності в умовах тривалої турбулентності. ■

**Науковий керівник – Буяк Л. М.,**

доктор економічних наук, професор, завідувач кафедри економічної кібернетики та інформатики, Західноукраїнський національний університет

## БІБЛІОГРАФІЯ

1. Katsiampa P. Volatility estimation for Bitcoin: A comparison of GARCH models. *Economics Letters*. 2017. Vol. 158. P. 3–6. DOI: 10.1016/j.econlet.2017.06.023
2. Dyhrberg A. H. Hedging capabilities of bitcoin. Is it the virtual gold? *Finance Research Letters*. 2016. Vol. 16. P. 139–144. DOI: 10.1016/j.frl.2015.10.025
3. Baur D. G., Dimpfl T., Kuck K. Bitcoin, gold and the US dollar – A replication and extension. *Finance Research Letters*. 2018. Vol. 25. P. 103–110. DOI: 10.1016/j.frl.2017.10.012
4. Urquhart A. The inefficiency of Bitcoin. *Economics Letters*. 2016. Vol. 148. P. 80–82. DOI: 10.1016/j.econlet.2016.09.019
5. Bouri E., Molnár P., Azzi G., Roubaud D., Hagfors L. I. On the hedge and safe haven properties of Bitcoin: Is it really more than a diversifier? *Finance Research Letters*. 2017. Vol. 20. P. 192–198. DOI: 10.1016/j.frl.2016.09.025
6. Ciaian P., Rajcaniova M., Kancs d'Artis. The economics of BitCoin price formation. *Applied Economics*. 2016. Vol. 48. No. 19. P. 1799–1815. DOI: 10.1080/00036846.2015.1109038
7. Alessandretti L., ElBahrawy A., Aiello L. M., Baranchelli A. Anticipating cryptocurrency prices using machine learning. *Complexity*. 2018. Article ID 8983590. DOI: 10.1155/2018/8983590
8. Jaquart P., Dann D., Weinhardt C. Short-term bitcoin market prediction via machine learning. *Journal of Finance and Data Science*. 2021. Vol. 7. P. 45–66. DOI: 10.1016/j.jfds.2021.03.001
9. Huang Z.-C., Sangiorgi I., Urquhart A. Forecasting Bitcoin volatility using machine learning techniques. *Journal of International Financial Markets, Institutions & Money*. 2024. Vol. 97. Article 102064. DOI: 10.1016/j.intfin.2024.102064
10. Ghadir H., Hajizadeh E. Designing a cryptocurrency trading system with deep reinforcement learning utilizing LSTM neural networks and XGBoost feature selection. *Applied Soft Computing*. 2025. Vol. 175. Article 113029. DOI: 10.1016/j.asoc.2025.113029
11. Sattarov O., Muminov A., Lee C. W., Kang H. K., Oh R., Ahn J., Oh H. J., Jeon H. S. Recommending Crypto-

- currency Trading Points with Deep Reinforcement Learning Approach. *Applied Sciences*. 2020. Vol. 10. No. 4. Article 1506.  
DOI: 10.3390/app10041506
12. Fischer T. G., Krauss C., Deinert A. Statistical Arbitrage in Cryptocurrency Markets. *Journal of Risk and Financial Management*. 2019. Vol. 12. No. 1. Article 31.  
DOI: 10.3390/jrfm12010031
  13. Schnaubelt M., Rende J., Krauss C. Testing Stylized Facts of Bitcoin Limit Order Books. *Journal of Risk and Financial Management*. 2019. Vol. 12. No. 1. Article 25.  
DOI: 10.3390/jrfm12010025
  14. Arulkumaran K., Deisenroth M. P., Brundage M., Bharath A. A. Deep Reinforcement Learning: A Brief Survey. *IEEE Signal Processing Magazine*. 2017. Vol. 34. P. 26–38.  
DOI: 10.1109/MSP.2017.2743240
  15. Lu J., Liu A., Dong F., Gu F., Gama J., Zhang G. Learning under concept drift: A review. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. 2019. Vol. 31. No. 12. P. 2346–2363.  
DOI: 10.1109/TKDE.2018.2876857
  16. Hovakimyan G., Bravo J. M. Evolving Strategies in Machine Learning: A Systematic Review of Concept Drift Detection. *Information*. 2024. Vol. 15. No. 12. Article 786.  
DOI: 10.3390/info15120786
- REFERENCES**
- Alessandretti L., ElBahrawy A., Aiello L. M. & Baronchelli A. (2018). Anticipating cryptocurrency prices using machine learning. *Complexity*, 2018. <https://doi.org/10.1155/2018/8983590>
- Arulkumaran K., Deisenroth M. P., Brundage M. & Bharath A. A. (2017). Deep Reinforcement Learning: A Brief Survey. *IEEE Signal Processing Magazine*, 34, 26–38. <https://doi.org/10.1109/MSP.2017.2743240>
- Baur D. G., Dimpfl T. & Kuck K. (2018). Bitcoin, gold and the US dollar – A replication and extension. *Finance Research Letters*, 25, 103–110. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2017.10.012>
- Bouri E., Molnár P., Azzi G., Roubaud D. & Hagfors L. I. (2017). On the hedge and safe haven properties of Bitcoin: Is it really more than a diversifier?. *Finance Research Letters*, 20, 192–198. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2016.09.025>
- Ciaian P., Rajcaniova M. & Kancs d'Artis (2016). The economics of BitCoin price formation. *Applied Economics*, 19(48), 1799–1815. <https://doi.org/10.1080/00036846.2015.1109038>
- Dyhrberg A. H. (2016). Hedging capabilities of bitcoin. Is it the virtual gold?. *Finance Research Letters*, 16, 139–144. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2015.10.025>
- Fischer T. G., Krauss C. & Deinert A. (2019). Statistical Arbitrage in Cryptocurrency Markets. *Journal of Risk and Financial Management*, 1(12), Article 31. <https://doi.org/10.3390/jrfm12010031>
- Ghadiri H. & Hajizadeh E. (2025). Designing a cryptocurrency trading system with deep reinforcement learning utilizing LSTM neural networks and XGBoost feature selection. *Applied Soft Computing*, 175, Article 113029. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2025.113029>
- Hovakimyan G. & Bravo J. M. E. (2024). Evolving Strategies in Machine Learning: A Systematic Review of Concept Drift Detection. *Information*, 12(15), Article 786. <https://doi.org/10.3390/info15120786>
- Huang Z.-C., Sangiorgi I. & Urquhart A. (2024). Forecasting Bitcoin volatility using machine learning techniques. *Journal of International Financial Markets, Institutions & Money*, 97, Article 102064. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2024.102064>
- Jaquart P., Dann D. & Weinhardt C. (2021). Short-term bitcoin market prediction via machine learning. *Journal of Finance and Data Science*, 7, 45–66. <https://doi.org/10.1016/j.jfds.2021.03.001>
- Katsiampa P. (2017). Volatility estimation for Bitcoin: A comparison of GARCH models. *Economics Letters*, 158, 3–6. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2017.06.023>
- Lu J., Liu A., Dong F., Gu F., Gama J. & Zhang G. (2019). Learning under concept drift: A review. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 12(31), 2346–2363. <https://doi.org/10.1109/TKDE.2018.2876857>
- Sattarov O., Muminov A., Lee C. W., Kang H. K., Oh R., Ahn J., Oh H. J. & Jeon H. S. (2020). Recommending Cryptocurrency Trading Points with Deep Reinforcement Learning Approach. *Applied Sciences*, 4(10), Article 1506. <https://doi.org/10.3390/app10041506>
- Schnaubelt M., Rende J. & Krauss C. (2019). Testing Stylized Facts of Bitcoin Limit Order Books. *Journal of Risk and Financial Management*, 1(12), Article 25. <https://doi.org/10.3390/jrfm12010025>
- Urquhart A. (2016). The inefficiency of Bitcoin. *Economics Letters*, 148, 80–82. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2016.09.019>

Стаття надійшла до редакції / Received: 25.12.2025 р.

Статтю прийнято до публікації / Accepted: 11.01.2026 р.

Опубліковано / Published: 25.02.2026 р.