

М. В. Добролюбова^{1, 2}
О. О. Радовецький²
О. М. Помазун²
М. О. Маркін¹

СУЧАСНІ ПІДХОДИ ДО ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ РИНКУ КРИПТОВАЛЮТ

¹Національний технічний університет України

«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»;

²Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана

Розглянуто проблематику інтелектуального аналізу криптовалютного ринку і, через недосконалість традиційних методів фінансового аналізу, обґрунтовано необхідність впровадження систем штучного інтелекту (СШІ) для обробки великого обсягу гетерогенних даних, підвищення точності прогнозування та ефективності прийняття рішень з огляду на високу волатильність, динамічність та складність ринку криптовалют. Проведений аналіз останніх досліджень моделей штучного інтелекту для прогнозування цін на криптовалютному ринку показав, що існує потреба у створенні гнучких архітектур гібридного типу, які поєднують інтелектуальні підходи з класичними методами. Проаналізовано архітектуру гібридної СШІ, що включає модулі збору, обробки, навчання моделей і візуалізації результатів. Описано особливості роботи з різними типами даних — часовими рядами, ончейн-метриками та текстовою інформацією. У межах емпіричного дослідження здійснено порівняльний аналіз трьох моделей: ARIMA, Random Forest Regressor та LSTM, з використанням відкритого набору історичних цін Біткойну. У статті також особливу увагу приділено інженерії ознак, зокрема введено додаткові параметри, що суттєво підвищило якість навчання. На основі проведеного дослідження розроблено концепцію гібридної багаторівневої СШІ, яка включає модулі збору та нормалізації даних, обчислювальний блок з GPU/TPU для тренування моделей, і візуалізацію результатів через дашборди та API для інтеграції з біржовими системами. Запропонована концептуальна модель СШІ може слугувати основою для практичного впровадження в інвесторських і фінансово-аналітичних платформах та може зацікавити розробників фінансових технологій, трейдерів і дослідників у сфері цифрової економіки, відкриваючи перспективи для створення високоточних інструментів прогнозування та автоматизованих рішень на ринку криптовалют.

Ключові слова: криптовалюта, датасет, машинне навчання, глибоке навчання, нейромережі, системи штучного інтелекту, інтелектуальний аналіз даних, база даних, програмування.

Вступ

В сучасних реаліях не існує ізольованої країни, ринку або економіки, які б не були пов'язані з іншими. Відкритість та взаємодія стали важливішими для економічних систем, які включають глобалізацію, міжнародні та децентралізовані цифрові ринки. Станом на зараз криптовалютні активи, що є цифровими засобами, розвиваються як товар і відіграють важливу та значну роль у глобальній фінансовій системі [1].

Світ криптовалют почався у 2008 році з випуску Bitcoin (BTC), окремим або колективним використанням якого є псевдонім Сатоші Накамото. Це мала бути альтернативна та децентралізована платіжна система — цифрова готівка. Наразі використання блокчейну — технології, яка забезпечує децентралізоване збереження даних, — зростає, дедалі більше і більше нових інноваційних програм і криптовалют є спробами децентралізації різних фінансових інструментів [2]. Ринок криптовалют є одним із найшвидше зростаючих з усіх фінансових ринків у світі. На відміну від традиційних ринків, таких як акції, валютний і товарний, вважається, що ринок криптовалют має більшу волатильність і неліквідність [3]. Біткойн та інші криптовалюти з'явилися як технологія, яка

змінити правила гри в онлайн фінансових системах, що створюють проблему верифікації транзакцій та аналізу ринку.

Традиційні методи фінансового аналізу часто демонструють обмежену ефективність у дослідженні складних взаємозв'язків у ринкових даних, що ускладнює ухвалення обґрунтованих управлінських рішень. У зв'язку з цим зростає потреба у впровадженні сучасних підходів до аналізу великих обсягів даних, зокрема із застосуванням систем штучного інтелекту (СШІ) [4].

Розробка інтелектуальних систем для аналізу криптовалютних ринків є актуальним та перспективним науковим завданням. Такі системи не лише забезпечують оперативний моніторинг та аналіз великих обсягів даних, а і дозволяють виявляти приховані закономірності, формувати точні прогнози та автоматизувати процеси прийняття рішень. В умовах стрімкого зростання популярності криптовалют розробка подібних інструментів є важливою як для приватних інвесторів, так і для фінансових установ [5].

Це питання набуває особливої актуальності для України, яка, володіючи значним науковим потенціалом та активною ІТ-спільнотою, здатна посісти чільне місце у глобальному процесі дослідження та розробки ШІ-рішень для криптовалютного ринку. Використання таких підходів сприятиме як розвитку вітчизняної наукової бази, так і впровадженню інноваційних технологій у фінансовому секторі [6].

Існує багато наукових публікацій щодо дослідження моделей штучного інтелекту для прогнозування цін на криптовалютному ринку. Так, у роботі Muneer і Fatima (2025) [7] розглядається застосування моделей машинного навчання для прогнозування цін трьох провідних криптовалют: Bitcoin, Litecoin і Ethereum. Дослідження авторів показало, що гібридна модель LSTM-RF (Long Short-Term Memory у поєднанні з Random Forest) забезпечує найвищу точність прогнозування, перевершуючи як традиційні статистичні підходи, так і окремі моделі машинного навчання. Zubair та співавтори (2024) [8] зосередили увагу на інтеграції глибоких нейронних мереж (LSTM, GRU) із моделями аналізу тональності текстів (BERT, VADER), що дозволяє підвищити точність прогнозування шляхом врахування соціальних настроїв і поведінкових чинників інвесторів. У свою чергу, Tripathy (2023) [9] здійснив порівняльний аналіз класичної моделі ARIMA з моделями глибокого навчання (LSTM та FBProphet), підкресливши перевагу останніх у контексті довготривалих часових залежностей.

Отже, сучасні дослідження акцентують увагу на окремих ШІ-моделях, водночас недостатньо охоплюючи потребу у створенні гнучких архітектур гібридного типу. Такі архітектури передбачають інтеграцію інтелектуальних підходів із класичними методами, зокрема технічним аналізом та ARIMA. Застосування гібридних моделей сприяє підвищенню точності прогнозування та забезпечує легку інтеграцію в наявні біржові платформи. При цьому значно підвищується рівень ефективності адаптації до мінливої динаміки крипторинку, інтеграції в систему з користувацьким інтерфейсом та методологію збору і обробки даних, методів інженерії ознак для криптовалютних активів.

Метою статті є підвищення ефективності аналізу даних криптовалютних ринків і формування прогнозів з високим ступенем точності шляхом розробки концептуальної моделі та базових компонентів системи штучного інтелекту.

Специфіка ринку криптовалют та архітектура СШІ для його аналізу

Криптовалютний ринок є складним і динамічним об'єктом аналізу, що генерує велику кількість високочастотних даних. Постійне оновлення інформації про ціни та обсяги торгів забезпечує точність аналізу, але ускладнює обробку великих масивів даних в реальному часі. Ринок криптовалют характеризується значним рівнем шуму, який виникає через випадкові коливання цін, що не мають економічного чи технічного обґрунтування, та нелінійністю процесів, що ускладнює побудову точних моделей, оскільки традиційні методи аналізу часто не здатні адекватно відображати складні взаємозв'язки між змінними [10]. Для аналізу ринку криптовалют використовуються типи даних, які є різноманітними за своєю природою: часові ряди, ончейн-метрики та текстові дані. Часові ряди дозволяють відстежувати тренди, волатильність і циклічність ринку, ончейн-метрики — внутрішню активність мереж криптовалют, а текстові — настрої учасників [10]. СШІ для аналізу криптовалютних ринків стикаються з низкою викликів, зокрема виявленням аномалій у даних, обробкою різних типів даних та необхідністю роботи в реальному часі. Мультимодальність даних вимагає інтеграції спеціалізованих алгоритмів. Адаптивність і висока продуктивність — ключові вимоги до ШІ в цьому контексті.

Розробка ефективної архітектури СШІ для аналізу ринку криптовалют вимагає багаторівневого підходу до безперервного збору, попередньої обробки та подальшого аналізу даних з різних джерел. Архітектура таких систем має бути орієнтована на роботу з різними типами даних: часовими рядами, ончейн-метриками, текстовими даними, забезпечуючи їх нормалізацію, очищення від шуму та заповнення пропусків. Архітектура СШІ для аналізу ринку криптовалют складається з кількох компонентів, які забезпечують ефективну обробку даних, виконання обчислень та представлення результатів. Кожен з компонентів виконує специфічну функцію, що дозволяє системі працювати як цілісний механізм для аналізу складного і динамічного середовища крипторинку [11].

Першим компонентом системи визначено модуль введення даних, де здійснюється їх збір із зовнішніх джерел. Для отримання фінансових даних широко використовуються інтерфейси програмування застосунків (API) криптовалютних бірж, таких як Binance, Coinbase тощо, які забезпечують доступ до інформації про ціни, обсяги торгів та інші ринкові показники. Текстова інформація, яка включає новини, соціальні медіа-публікації, збирається за допомогою парсингу веб-сторінок або використання спеціалізованих інструментів для роботи з неструктурованими даними. Для аналізу ончейн-метрик, таких як транзакції, активність гаманців та інші показники блокчейнів, застосовуються сервіси ончейн-аналітики, зокрема Glassnode, які надають доступ до структурованих даних, що відображають стан мереж криптовалют. В рамках цього компонента передбачена попередня обробка зібраних даних, яка є важливою для забезпечення їх якості та придатності для подальшого аналізу, а також здійснюється нормалізація даних, тобто приведення їх до єдиного масштабу або формату, що дозволяє уникнути помилок у моделюванні через різні одиниці вимірювання. Видалення шуму є необхідним для усунення випадкових коливань чи помилкових записів, які можуть спотворювати результати аналізу. До того ж, заповнення пропусків у даних забезпечує їх цілісність, що особливо важливо для часових рядів, де відсутність навіть невеликої кількості точок може негативно вплинути на точність прогнозів.

Другим компонентом є обчислювальний шар, який виконує основні обчислення та тренування моделей ШІ. Для роботи з великими обсягами даних і складними алгоритмами цей шар використовує сучасні апаратні засоби, такі як графічні та тензорні процесори. GPU/TPU забезпечують високу швидкість обробки, необхідну для застосування методів машинного навчання, таких як нейронні мережі, обробка часових рядів або аналіз текстових даних. На цьому етапі реалізуються також адаптивні алгоритми, які здатні навчатися на потокових даних у реальному часі, що є важливим для аналізу динамічного ринку криптовалют.

Останній компонент — вихідний шар, який відповідає за представлення результатів аналізу. Цей шар генерує прогнози, такі як передбачення цінкових рухів, виявлення трендів або оцінка ризиків. Для зручності користувачів результати можуть бути представлені у вигляді візуалізацій, таких як графіки, теплові карти чи інтерактивні дашборди. Більше того, вихідний шар може надавати API для інтеграції з трейдинговими ботами, що дозволяє автоматизувати процес ухвалення рішень на основі результатів аналізу. Це забезпечує можливість швидкого реагування на зміни ринку та реалізації стратегій високочастотної торгівлі.

Завдяки такій структурі система здатна ефективно обробляти великі обсяги даних і швидко реагувати на зміни ринку.

Алгоритми та методи ШІ в аналізі криптовалют

Системи штучного інтелекту для аналізу ринку криптовалют використовують широкий спектр алгоритмів і методів, які забезпечують обробку даних, прогнозування та класифікацію ринкових трендів. На рис. 1 показано загальне представлення методів ШІ, які можуть бути використані для обробки та аналізу криптовалют. Важливо зазначити, що до традиційних методів аналізу фінансових ринків можна віднести класичний технічний аналіз та статистичні моделі, зокрема модель ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average).

До інтелектуальних методів можна віднести методи машинного навчання, такі як рекурентні нейронні мережі, методи дерев та моделі трансформерів. Машинне навчання є одним із ключових інструментів, який дозволяє моделювати складні процеси, характерні для ринку криптовалют, та отримувати інформативні результати, необхідні для прийняття рішень. На рис. 2 показані методи машинного навчання для інтелектуального аналізу ринку криптовалют.

Одним із найпоширеніших підходів у прогнозуванні цін криптовалют є використання регресійних моделей. У цьому контексті алгоритм ARIMA часто застосовується для аналізу часових рядів,

що включають історичні дані про ціни та обсяги торгів. ARIMA дозволяє виявляти короткострокові тренди та залежності між даними, що є корисним для побудови прогнозів на основі минулої динаміки ринку. Проте цей метод має обмеження у випадках, коли дані демонструють високу нелінійність або складні взаємозв'язки [12].



Рис. 1. Відношення між ШІ, машинним навчанням та глибоким навчанням

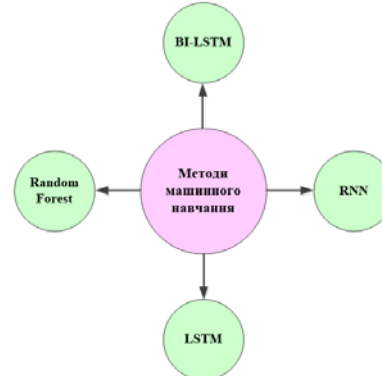


Рис. 2. Методи машинного навчання для інтелектуального аналізу ринку криптовалют

Для реалізації системи використана така формула моделі, яка позначається $ARIMA(p, d, q)$:

$$y'_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i y'_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t, \quad (1)$$

де y'_t — ряд після d -го різницювання, $y'_t = \Delta^d y_t$; ϕ_i — коефіцієнт AR частини; θ_j — коефіцієнт MA частини; ε_t — випадковий шум; c — стала.

Рекурентні нейронні мережі — RNN (Recurrent Neural Network) — є одними з базових архітектур для роботи з часовими рядами, що включають дані про ціни, обсяги торгів та інші фінансові показники ринку криптовалют. Особливістю RNN є їхня здатність враховувати залежності між даними у часовій послідовності, через що вони є корисними для прогнозування короткострокових змін на ринку. Проте стандартні RNN мають обмеження у роботі з довгими часовими рядами через проблему «зникання градієнтів», що може призводити до втрати важливої інформації про попередні етапи даних. Для вирішення цієї проблеми використовуються вдосконалені варіанти RNN, такі як моделі LSTM та GRU, які здатні ефективно зберігати інформацію про довготривалі залежності та забезпечувати точніші прогнози [13].

Для точнішого прогнозування, особливо у випадках нелінійних процесів, широко застосовуються нейронні мережі, зокрема моделі довготривалої короткочасної пам'яті — LSTM (Long Short-Term Memory), здатні враховувати залежності між даними на великих часових відрізках. Завдяки своїй архітектурі LSTM ефективно моделює складні процеси, що включають волатильність ринку, раптові зміни цін та інші нестабільності, що є характерними для криптовалютного середовища. Через що LSTM є одним із найперспективніших інструментів для довгострокового прогнозування цін криптовалют [14].

Для проєктування і тренування LSTM використані такі математичні формули, які визначають комірки пам'яті та основні входи (ворота).

$$f_t = \sigma(W_f [h_{t-1}, x_t] + b_f); \quad (2)$$

$$i_t = \sigma(W_i [h_{t-1}, x_t] + b_i); \quad (3)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C [h_{t-1}, x_t] + b_C); \quad (4)$$

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \tilde{C}_t; \quad (5)$$

$$O_t = \sigma(W_O [h_{t-1}, x_t] + b_O); \quad (6)$$

$$h_t = O_t \cdot \tanh(C_t), \quad (7)$$

де x_t — вхідний вектор у момент часу t ; h_{t-1} — прихований стан попереднього кроку; C_{t-1} —

стан пам'яті попереднього кроку; W, b — базисні вектори; σ — функція активації; $\tanh$ — гіперболічний тангенс.

Для класифікації трендів ринку використовуються алгоритми дерев рішень і їхні ансамблеві варіанти, такі як Random Forest. Дерева рішень дозволяють будувати ієрархічні моделі, які на основі набору критеріїв класифікують ринкові умови, наприклад, як «висхідний тренд», «низхідний тренд» або «боковий рух». Random Forest, що є ансамблем дерев рішень, забезпечує високу точність класифікації завдяки використанню кількох моделей та їх усередненню. Цей підхід особливо корисний для аналізу мультимодальних даних, які включають часові ряди, ончейн-метрики та текстову інформацію. Алгоритми дерев рішень і Random Forest також мають високу інтерпретованість, що дозволяє пояснювати, які фактори вплинули на класифікацію, що є важливим для ухвалення обґрунтованих рішень [15].

Для задачі регресії моделі Random Forest використовується така формула:

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T f_t(x), \quad (8)$$

де $\hat{f}(x)$ — остаточний прогноз моделі; $f_t(x)$ — прогноз t -го дерева; T — загальна кількість дерев у лісі.

Глибоке навчання є одним із найефективніших підходів у сучасному аналізі ринку криптовалют, особливо у випадках роботи з великими обсягами даних та складними залежностями між ними. Використання архітектур нейронних мереж дозволяє моделювати часові ряди, аналізувати довготривалі залежності та отримувати високоточні прогнози.

Технічна реалізація системи

В рамках дослідження проаналізовано декілька моделей машинного навчання на одному датасеті, проаналізовано та провалідовано на різних метриках для оцінки та порівняння результатів роботи вибраних моделей машинного навчання [17].

Вхідні дані до обробки показані на рис. 3. Датасет отримано з відкритих джерел [18].

Bitcoin exchanges, mean USD

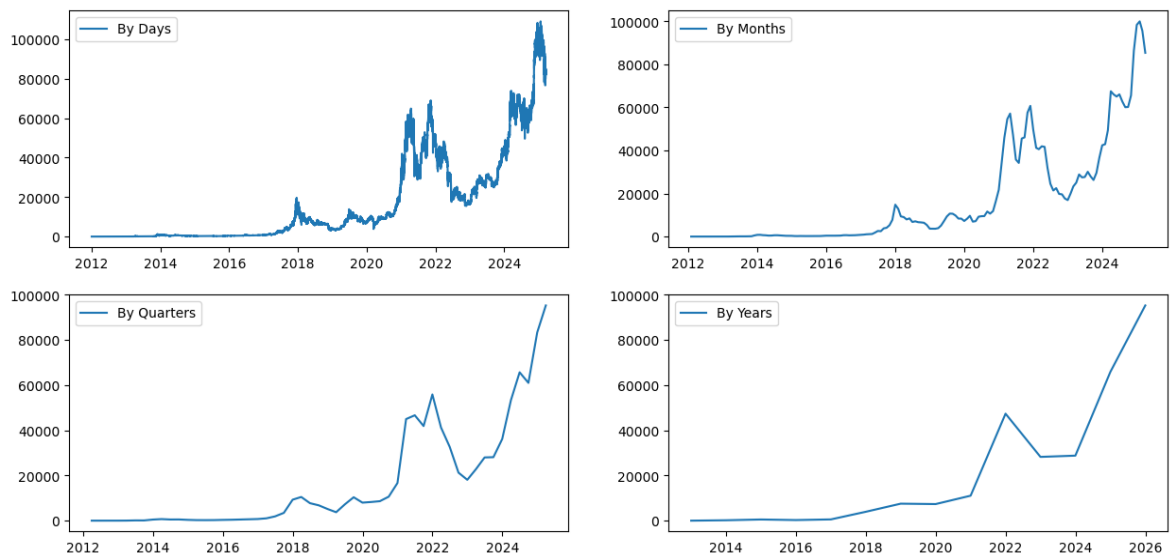


Рис. 3. Історичні дані ціни біткоїну

Для датасету характерна висока кількість шумів в розрізі днів, оскільки це типово для даних, які представлені часовими рядами. Для порівняння тренду та шумів дані також представлено в інших форматах (рис. 4).

Вхідні дані для навчання моделей складаються з таких атрибутів: часовий проміжок; перша ціна, з якою сталась угода на момент початку нового часового періоду; найвища ціна в часовому вікні; найнижча ціна в часовому вікні; кінцева ціна, з якою сталась угода на момент закінчення часового періоду; об'єм ринку в часовому вікні.

Для кращого навчання моделі в рамках дослідження застосовано техніки інженерії ознак (Feature Engineering). Інженерія ознак відіграє важливу роль у підготовці даних для алгоритмів машинного навчання, оскільки створення нових ознак дозволяє моделі глибше аналізувати закономірності та взаємозв'язки у даних. У контексті ринку криптовалют цей процес є важливим через його складність, волатильність та багатовимірність даних. Додавання нових ознак сприяє отриманню інформативнішого представлення даних, що підвищує точність прогнозів та загальну ефективність систем штучного інтелекту.

У рамках інженерії ознак додано кілька ключових ознак, які розширюють можливості аналізу часових рядів ринку криптовалют. Зокрема, до набору даних додано інформацію про місяць і рік. Ознака «місяць» дозволяє враховувати сезонні тренди, які можуть бути пов'язані з певними особливостями ринку, наприклад, підвищенням активності наприкінці фінансового року або під час значних економічних подій. Ознака «рік» спрямована на врахування довготривалих змін, таких як вплив макроекономічних факторів чи технологічних змін у криптовалютній індустрії.

Додатково створено ознаку «різниця між цінами», яка відображає зміну ціни між поточним і попереднім часовими інтервалами. Ця ознака є важливою для аналізу волатильності ринку та виявлення трендів, таких як зростання чи падіння цін. Вона дозволяє моделі враховувати динаміку змін, що є особливо корисним для прогнозування короткострокових рухів на ринку. Ще одна важлива ознака — «ковзне середнє за 3 місяці», яке згладжує короткострокові коливання та допомагає виявляти довгострокові тренди. Ця ознака усуває вплив шуму та випадкових коливань, акцентуючи увагу на загальній ринковій динаміці.

Також для блоку вводу даних до усіх моделей вибрано датасет, який перекомпоновано за місяцями та середньою ціною. Це дозволило позбутись великої частини шумів в даних, оскільки флуктації в даних присутні на малому відрізку в часі. Для збереження даних ціни під час зміни розмірності вибрано метод додавання середньої ціни, що з методом інженерії ознак дозволить в повному обсязі проаналізувати дані та отримати продуктивну модель.

На рис. 5 візуалізовано результат роботи моделі ARIMA на повному наборі даних.

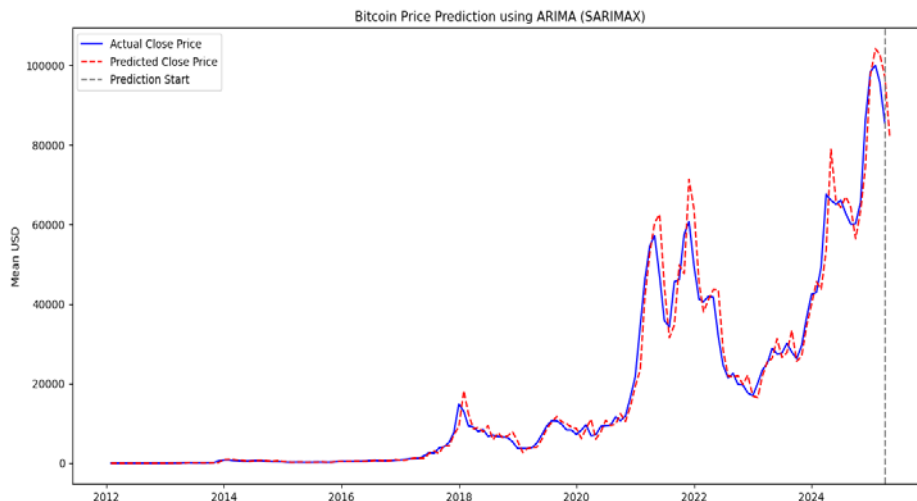


Рис. 5. Результат роботи моделі ARIMA

Синя лінія відображає фактичну динаміку середньомісячної ціни біткоїна, тоді як пунктирна червона лінія представляє прогнозовані значення, отримані за допомогою моделі. Сіра вертикальна лінія позначає момент початку прогнозування, після якого модель екстраполює майбутню тенденцію на основі попередніх спостережень. Видима близькість прогнозних значень до фактичних

Timestamp	Open	High	Low	Close	Volume
2012-01-01	4.645697	4.645697	4.645697	4.645697	0.011919
2012-01-02	4.975000	4.975000	4.975000	4.975000	0.007014
2012-01-03	5.085500	5.085500	5.085500	5.085500	0.074365
2012-01-04	5.170250	5.170396	5.170250	5.170396	0.074468
2012-01-05	5.954292	5.954361	5.954292	5.954361	0.048839
...	...	...	...	...	...
2025-03-13	82290.540972	82313.129167	82267.109028	82290.079861	1.270834
2025-03-14	83134.962500	83158.131250	83115.371528	83137.437500	1.379858
2025-03-15	84359.192857	84365.928571	84354.221429	84360.639286	0.313882
2025-03-16	83577.397917	83592.028472	83563.555556	83578.120139	0.818196
2025-03-17	82569.000000	82569.000000	82566.000000	82566.000000	0.003019

4825 rows x 5 columns

Рис. 4. Табличне представлення вхідних даних

свідчить про загальну адекватність моделі, хоча певні відхилення можуть вказувати на необхідність подальшого налаштування параметрів або використання додаткових факторів для підвищення точності прогнозу.

На рис. 6 показано прогнозування середньомісячної ціни біткоїна за допомогою моделі Random Forest Regressor, яку налаштовано на 200 дерев рішень з фіксованим випадковим станом для забезпечення відтворюваності результатів.

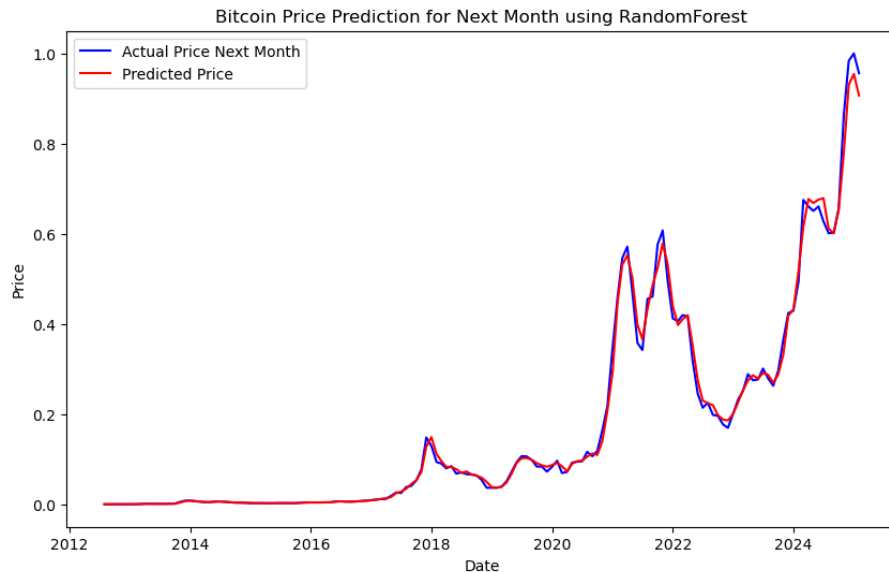


Рис. 6. Результат роботи моделі Random Forest

Червона лінія відображає прогнозовані значення, тоді як синя — реальні ціни. Відмінною рисою цього підходу є здатність вловлювати нелінійні залежності та взаємозв'язки між ознаками, що вигідно відрізняє його від ARIMA, яка базується переважно на часовій автокореляції. Однак через природу ансамблевих методів модель менш інтерпретована, ніж SARIMAX чи LSTM, що може ускладнювати аналіз вагомості окремих факторів. Незважаючи на певні відхилення в окремих точках прогнозу, отримані результати свідчать про прийнятний рівень точності для такого класу задач, хоча потенційне вдосконалення можливе за рахунок оптимізації гіперпараметрів або використання складніших ансамблевих методів.

На рис. 7 візуалізовано прогнозування середньомісячної ціни біткоїна за допомогою моделі LSTM.

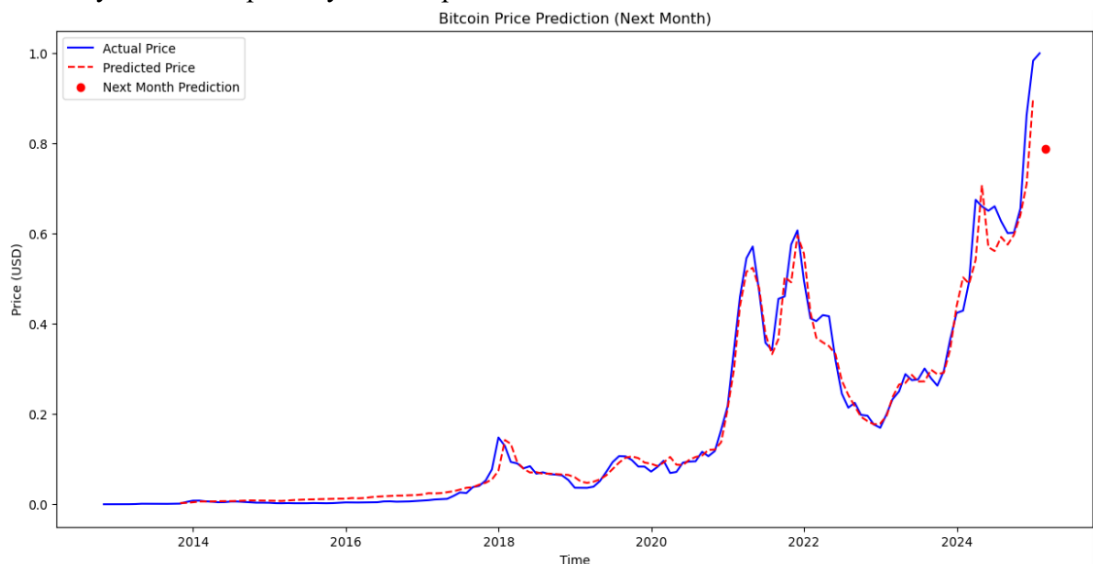


Рис. 7. Результат роботи моделі LSTM

Модель налаштована з використанням 12 попередніх місяців як вхідних даних для прогнозування ціни на наступний місяць. Червона лінія на графіку показує прогнозовані значення, а синя лінія відображає реальні ціни. LSTM, як модель глибокого навчання, має здатність захоплювати

складні нелінійні залежності в часових рядах, що може бути перевагою порівняно з іншими класичними методами, такими як ARIMA або Random Forest. Проте через складність самої архітектури та необхідність значної кількості даних для навчання, LSTM може вимагати довшого часу на налаштування і тренування. Враховуючи, що точність прогнозу ще потребує вдосконалення, подальша оптимізація моделі та її гіперпараметрів може дати кращі результати.

У таблиці подані розрахунки основних метрик оцінки ефективності моделей штучного інтелекту, які натреновано в рамках дослідження. Середня абсолютна похибка характеризує середнє абсолютне відхилення прогнозів від реальних значень, середньоквадратична похибка враховує квадрати відхилень, надаючи більшу вагу великим помилкам, середньоквадратичне відхилення інтерпретується у тих самих одиницях, що і вихідні дані, а середня абсолютна відносна похибка виражає середню похибку у відсотках, що дозволяє оцінити відносну точність прогнозу.

Метрики оцінки моделей

Модель	Середня абсолютна похибка	Середньоквадратична похибка	Середньоквадратичне відхилення	Середня абсолютна відносна похибка
ARIMA	0,019	0,001429	0,38	16,47 %
Random Forest Regressor	0,009	0,0003	0,02	7,53 %
LSTM	0,02	0,0002	0,03	64,43 %

Результати оцінки моделей прогнозування цін на криптовалюту демонструють значні відмінності в їх ефективності. Модель Random Forest Regressor показала найкращу загальну продуктивність, забезпечивши найменшу похибку серед усіх оцінюваних моделей. Вона виявилася особливо точною у відносному вираженні, що свідчить про її здатність добре адаптуватися до трендів та закономірностей у даних. ARIMA продемонструвала помірну точність, поступаючись Random Forest, проте залишаючись надійним інструментом для прогнозування часових рядів. Її результати вказують на певні обмеження у роботі з нестабільними або нелінійними патернами, але водночас вона забезпечує адекватні прогнози на короткостроковому горизонті. LSTM, попри свої переваги у моделюванні складних залежностей, показала значно гіршу відносну точність. Висока середня абсолютна відносна похибка свідчить про нестабільність передбачень та, ймовірно, недостатню узгодженість між моделлю та характеристиками вхідних даних. Це може бути наслідком недостатнього обсягу тренувальних даних, потреби у кращій параметризації або надмірної чутливості до локальних змін у часовому ряді. Загалом, результати підтверджують, що Random Forest Regressor є найзбалансованішим підходом для цієї задачі, тоді як ARIMA залишається придатною для короткострокового прогнозування, а LSTM вимагає подальшого вдосконалення для досягнення стабільних і точних передбачень.

Отже, на основі отриманих даних можна сформуванати приблизну архітектуру СШІ для точного прогнозування криптовалютного ринку, яка показана на рис. 8.

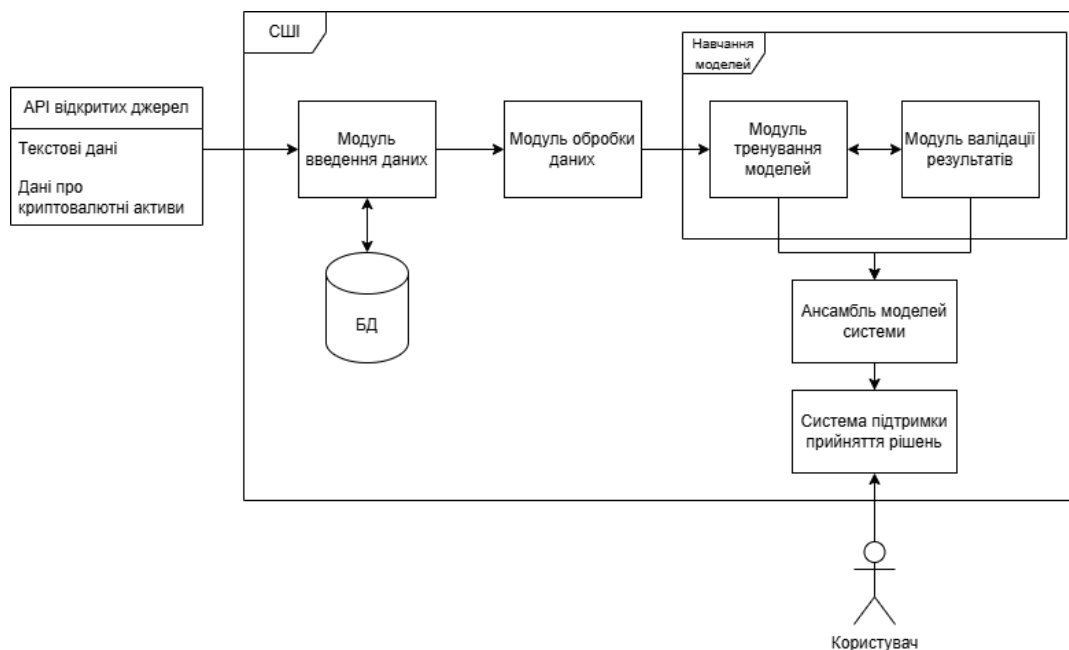


Рис. 8. Архітектура СШІ інтелектуального аналізу ринку криптовалют

Серед основних компонентів визначено: API відкритих джерел, який постачає дані в різних форматах для подальшого аналізу та тренування; модуль введення даних, який зберігає дані в базі даних; модуль обробки даних, який стандартизує та оброблює дані до потрібного формату, а також застосовує наперед визначений метод інженерії ознак; модуль тренування моделей, який тренує як класичні статистичні моделі, так і моделі ШІ для подальшого їх використання в гібридній системі для аналізу ринкових трендів; модуль валідації результатів, який аналізує результати моделей для точнішого прогнозу; ансамбль моделей, який складається з статичних моделей та моделей ШІ які працюють одночасно для кращого прогнозування; система прийняття рішень, з якою взаємодіє користувач.

Висновки

У статті подано результати аналізу роботи різних моделей штучного інтелекту. Запропоновано гібридну архітектуру системи штучного інтелекту для аналізу криптовалютного ринку, яка поєднує переваги класичних статистичних моделей (ARIMA), алгоритмів машинного навчання (Random Forest) та глибинного навчання (LSTM).

Особливість розробки полягає в інтеграції цих підходів у єдину адаптивну систему, здатну працювати з мультимодальними даними в реальному часі, забезпечуючи адаптивну обробку, аналіз і прогнозування з високою точністю порівняно з окремими моделями, через що вона є ефективним інструментом для автоматизованого аналізу та прийняття фінансових рішень.

З практичного боку, розробка має високий потенціал до впровадження в наявні біржові аналітичні системи завдяки сумісності з відкритими API та базами даних, можливості налаштування під специфіку конкретної біржі або активу, підтримці візуальних інтерфейсів та автоматизованих трейдингових стратегій.

Розробка може бути використана фінансовими установами, аналітичними платформами та приватними інвесторами як інструмент для високоточних прогнозів, оцінки ризиків та підтримки прийняття рішень на ринку криптовалют.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

- [1] Ana Todorovska, et al., "Using ML and Explainable AI to understand the interdependency networks between classical economic indicators and crypto-markets," *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 624, article 128900, August 2023. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2023.128900>.
- [2] A. Stencel, *What is a meme coin? Dogecoin to the moon!*, 2023. [Electronic resource]. Available: <https://hal.science/hal-04360574v1/document>. Accessed: March 17, 2025.
- [3] Waichung Chung, et al., "Ascertaining price formation in cryptocurrency markets with machine learning", *The European Journal of Finance*, vol. 30, pp. 78-100, 2024. <https://doi.org/10.1080/1351847X.2021.1908390>.
- [4] В. В. Покин'череда, і В. М. Бондаренко, «Криптовалюта: економічна сутність та підходи до облікового відображення», *Ефективна економіка*, № 9, с. 1-15, 2022. <https://doi.org/10.32702/2307-2105.2022.9.11>.
- [5] *Роль штучного інтелекту в криптовалютному ринку*. [Електронний ресурс]. Режим доступу: <http://www.spilnota.net.ua/ua/article/id-4839/>. Дата звернення: 30.04.2025.
- [6] С. Ткаленко та ін., «Аналіз розвитку міжнародного ринку криптовалют: стан, тренди та перспективи», *Фінансово-кредитна діяльність: проблеми теорії та практики*, т. 5, № 46, с. 97-108, 2022. <https://doi.org/10.55643/fcaptp.5.46.2022.3841>.
- [7] K. Muneer, and U. Fatima, "Cryptocurrencies Analytics with Machine Learning and Human-centered Explainable AI: Enhancing Decision-Making in Dynamic Market", *International Journal of Computer Applications*, vol. 186, no. 62, pp. 52-67, 2025. <https://doi.org/10.5120/ijca2025924418>.
- [8] M. Zubair, et al., "An Improved Machine Learning-Driven Framework for Cryptocurrencies Price Prediction with Sentimental Cautioning", *IEEE Access*, vol. 12, pp. 51395-51418, 2024. <https://doi.org/10.1109/access.2024.3367129>.
- [9] Nrusingha Tripathy, et al., "Cryptocurrency Price Prediction: A Comprehensive Analysis of High-dimensional Features with Deep Learning Techniques," in *2024 International Conference on Intelligent Computing and Sustainable Innovations in Technology (IC-SIT)*. *Conference Proceedings*, 2024, pp. 1-6. <http://doi.org/10.1109/IC-SIT63503.2024.10862895>.
- [10] В. С. Денисенко, «Аналіз торгових стратегій на криптовалютному ринку», *Ефективна економіка*, № 5, с. 1-11, 2022. <https://doi.org/10.32702/2307-2105-2022.5.83>.
- [11] R. Amirzadeh, A. Nazari, and D. Thiruvady, "Applying Artificial Intelligence in Cryptocurrency Markets: a Survey," *Algorithms*, vol. 15, no. 11, pp. 1-26, 2022. <https://doi.org/10.3390/a15110428>.
- [12] J. Fattah et al., "Forecasting of demand using ARIMA model," *International Journal of Engineering Business Management*, vol. 10, pp. 1-9, 2018. <https://doi.org/10.1177/1847979018808673>.
- [13] Y. Chen, and J. Li, "Recurrent Neural Networks algorithms and applications," in *2nd International Conference on Big Data & Artificial Intelligence & Software Engineering (ICBASE)*. *Conference proceedings*, Zhuhai, China, 2021, pp. 38-43. <http://doi.org/10.1109/ICBASE53849.2021.00015>.
- [14] S. Hochreiter, and J. Schmidhuber, "Long Short-Term Memory," *Neural Computation*, vol. 9, no. 8, pp. 1735-1780, 1997. <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>.
- [15] L. Breiman, "Random Forests," *Machine Learning*, vol. 45, no. 1, pp. 5-32, 2001. <https://doi.org/10.1023/a:1010933404324>.
- [16] Xavier Amatriain, "Transformer models: an introduction and catalog," *arXiv (a curated research-sharing platform)* 2024, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2302.07730>.

[17] О. О. Радовецький, «Інтелектуальний аналіз ринку криптовалют», на *VI Міжнар. наук.-практ. конф. мол. вч. асп. і студ. Сучасні інформаційні технології та системи в управлінні*, Київ, 2025, с. 106-108.

[18] What are the settings in the Market Making bot | Cryptohopper Documentation. [Electronic resource]. Available: <https://docs.cryptohopper.com/docs/market-making/what-are-the-settings-in-the-market-making-bot>. Accessed: 30.04.2025.

Рекомендована кафедрою системного аналізу та інформаційних технологій ВНТУ

Стаття надійшла до редакції 2.07.2025

Добролюбова Марина Валеріївна — канд. техн. наук, доцент кафедри інформаційно-вимірювальних технологій Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», доцент кафедри інформаційних систем в економіці Київського національного економічного університету імені Вадима Гетьмана, e-mail: m.dobroliubova@ukr.net ;

Радовецький Олександр Олександрович — магістр кафедри інформаційних систем в економіці, e-mail: radovetskyioleksandr@gmail.com ;

Помазун Оксана Миколаївна — канд. екон. наук, доцент кафедри інформаційних систем в економіці, e-mail: oksp@kneu.edu.ua ;

Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана, Київ;

Маркін Максим Олександрович — канд. техн. наук, доцент кафедри інформаційно-вимірювальних технологій, e-mail: m.markin@ivt.kpi.ua .

Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», Київ

M. V. Dobroliubova^{1, 2}

O. O. Radovetskyi²

O. M. Pomazun²

M. O. Markin¹

Modern Approaches to the Intelligent Analysis of the Cryptocurrency Market

¹National Technical University of Ukraine «Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute»;

²Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman

The article addresses the challenges of intelligent analysis in the cryptocurrency market and, due to the limitations of traditional financial analysis methods, substantiates the need for the implementation of artificial intelligence (AI) systems. These systems are essential for processing large volumes of heterogeneous data, improving forecasting accuracy, and enhancing decision-making efficiency, particularly in light of the market's high volatility, dynamic nature, and complexity. The review of recent studies on AI-based models for cryptocurrency price prediction reveals a growing demand for the development of flexible, hybrid architectures that integrate intelligent approaches with classical analytical techniques. The paper analyses the architecture of a hybrid AI system, encompassing modules for data collection, pre-processing, model training, and results visualization. It details the handling of various data types, including time series, on-chain metrics, and textual information. Within the framework of the empirical study, a comparative analysis of three models — ARIMA, Random Forest Regressor, and LSTM — was conducted using an open dataset of historical Bitcoin prices. Special attention is given to feature engineering, with the introduction of additional parameters that significantly improved model training performance. Based on the research findings, a concept of a hybrid multi-layered AI system is proposed. This system includes data acquisition and normalization modules, a computation block utilizing GPU/TPU resources for model training, and dashboards and APIs for result visualization and integration with exchange platforms. The proposed conceptual AI model can serve as a foundation for practical implementation in investor-oriented and financial-analytical platforms. It may attract the interest of fintech developers, traders, and researchers in the digital economy, paving the way for high-precision forecasting tools and automated decision-making solutions in the cryptocurrency market.

Keywords: cryptocurrency, dataset, machine learning, deep learning, neural networks, AI systems, intelligent data analysis, database, programming.

Dobroliubova Maryna V. — Cand. Sc. (Eng.), Associate Professor, Associate Professor of the Chair of Information and Measurement Technologies, Associate Professor of the Chair of Information Systems in Economics, e-mail: m.dobroliubova@ukr.net ;

Radovetskyi Oleksandr O. — Master of the Chair of Information Systems in Economics, e-mail: radovetskyioleksandr@gmail.com ;

Pomazun Oksana M. — Cand. Sc. (Econ.), Associate Professor of the Chair of Information Systems in Economics, e-mail: oksp@kneu.edu.ua ;

Markin Maksym O. — Cand. Sc. (Eng.), Associate Professor, Associate Professor of the Chair of Information and Measurement Technologies, e-mail: m.markin@ivt.kpi.ua