

УДК 004.8:004.056:336.7

DOI: 10.31498/2225-6733.53.1.2026.359782

АРХІТЕКТУРНО-АЛГОРИТМІЧНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ БЕЗПЕКИ ТА НАДІЙНОСТІ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ КРИПТОВАЛЮТНИХ РИЗИКІВ НА БАЗІ ХМАРНИХ ПЛАТФОРМ AWS ТА ПРОТОКОЛУ HTTPS

Кривенко О.В. канд. техн. наук, доцент, ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет», м. Дніпро, ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-2860-6575>, e-mail: krivenko_o_v@pstu.edu;

Камінський Б.В. магістр, ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет», м. Дніпро, e-mail: b.kaminskyi99@gmail.com

Ця робота присвячена комплексному дослідженню сучасних методів машинного навчання та їх архітектурно-системного забезпечення, необхідного для створення безпечної та надійної інтелектуальної системи прогнозування ризиків у сфері криптовалютної торгівлі. Актуальність роботи визначається високою волатильністю криптовалютних ринків та критичною потребою в системах, які не лише забезпечують високу точність прогнозів, але й гарантують цілісність, надійність та доступність оброблюваних даних. Метою роботи є дослідження архітектурних та алгоритмічних рішень, спрямованих на забезпечення безпеки та надійності інтелектуальної системи прогнозування криптовалютних ризиків, розробленої на базі хмарних платформ AWS та захищеного протоколу HTTPS. У контексті роботи було досліджено та експериментально порівняно три ключові алгоритми, здатні обробляти часові ряди: Gradient Boosting (Градієнтний бустінг), Random Forest (Випадковий ліс) та LSTM (Long Short-Term Memory). Ці алгоритми є ключовими не лише для прогнозного моделювання, але й відіграють важливу роль у сфері кібербезпеки, оскільки можуть бути адаптовані для виявлення аномалій і шахрайства на ринку, запобігаючи можливим спробам маніпулювання. Розроблена інтелектуальна система реалізована на клієнт-серверній архітектурі, що включає Telegram чат-бот (на фреймворку aiogram) та веб-сервер (на FastAPI). Архітектура системи була спеціально розроблена з урахуванням сучасних вимог до захисту інформації: конфіденційність та мережева безпека API та контроль доступу, управління ідентифікацією та доступом, висока доступність та стійкість до відмов (Reliability/Availability), контроль працездатності додатків. Розроблена система демонструє високий рівень архітектурно-алгоритмічного забезпечення безпеки та надійності, що є критичним для фінансових систем. Інтеграція AWS IAM, DynamoDB Global Tables та захищених протоколів, поряд з високою точністю моделі Gradient Boosting, підтверджує ефективність обраного підходу для управління криптовалютними ризиками.

Ключові слова: штучний інтелект; машинне навчання; прогнозування; безпека API; надійність; архітектура AWS; IAM; DYNAMODB GLOBAL TABLES; HTTPS; конфіденційність; цілісність.

Постановка проблеми

Криптовалютна торгівля залишається однією з найбільш динамічних і волатильних сфер фінансового світу. Криптовалютна торгівля дозволяє інвесторам, торговцям та дослідникам взаємодіяти з цифровими активами, такими як Bitcoin, Ethereum, Ripple та інші, на міжнародному рівні без прив'язки до традиційних банківських або фінансових установ [1-5]. Криптовалюти ґрунтуються на технології блокчейн, яка забезпечує безпеку та цілісність транзакцій без посередництва централізованих організацій [6, 7].

Основною проблемою цієї сфери є надзвичайна волатильність криптовалютних ринків, що означає, що ціни можуть змінюватися швидко та з великими амплітудами протягом короткого часу. Ця волатильність свідчить про значні ризики для інвесторів.

З урахуванням високої волатильності, актуальність дослідження методів машинного навчання (МН) та штучного інтелекту (ШІ) є високою, оскільки можливість прогнозування рухів цін стає критично важливою. Сучасні алгоритми можуть враховувати величезний обсяг даних, включаючи новини та інші

індикатори, які впливають на ціни криптовалют, що дозволяє зменшити ризики та виявляти прибуткові можливості.

Аналіз наявних програмних засобів для торгівлі та прогнозування (таких як Gekko, Autonio та CryptoTrader) виявив ключові недоліки, які ускладнюють роботу досвідчених користувачів:

- відсутність гнучкості: основна проблема полягає у відсутності можливості вибору методу машинного навчання; користувач може використовувати лише алгоритми, вибрані розробником;
- незручний інтерфейс: наведені сервіси часто мають не зручний інтерфейс користувача, що ускладнює роботу з ними.

Наведені недоліки створюють проблему у сфері інструментарію та обґрунтовують необхідність розробки гнучкого додатка.

Оскільки система працює у високоризиковому фінансовому середовищі, де обробляються фінансові та особисті дані, її розробка не може обмежуватися лише ефективністю прогнозування. Потрібно вирішити проблеми безпеки та надійності, які є актуальними для всієї криптовалютної індустрії [8, 9]:

- 1) Загроза кіберзлочинності.

Кіберзлочинці та хакери активно атакують криптовалютні платформи, намагаючись вкрати монети та особисту інформацію. Отже, забезпечення безпеки та захисту від кіберзагроз стає надзвичайно важливою задачею для учасників ринку та розробників.

2) Конфіденційність та цілісність даних.

Система зобов'язана забезпечувати конфіденційність мережевого трафіку. Це реалізується архітектурним рішенням, де усі команди, що надсилаються користувачем через Telegram, передаються на веб-сервер за допомогою протоколу HTTPS.

3) Надійність та доступність.

Система має бути стійкою до відмов та забезпечувати високу доступність. Архітектура має включати застосування хмарних сервісів, таких як Amazon DynamoDB, відомих своєю надійністю, та механізмів, які гарантують безперебійну роботу, наприклад, контроль працездатності (liveness та readiness probes).

Дослідження важливо для створення інтелектуальної системи прогнозування, яка не тільки адаптує та порівнює ефективні методи машинного навчання для зменшення фінансового ризику, але й має архітектурно-алгоритмічне забезпечення безпеки та надійності для захисту користувачів та їхніх даних в умовах постійних кіберзагроз.

Аналіз останніх досліджень та публікацій

Застосування МН та ШІ у сфері криптовалютної торгівлі приносить значні переваги [8, 9]:

1) Прогнозування цін.

Моделі МН можуть бути натреновані на історичних даних для передбачення динаміки цінових змін. Для аналізу часових рядів особливо корисні глибоке навчання, у тому числі рекурентні нейронні мережі (RNN), та мережі з довгостроковою пам'яттю (LSTM).

2) Оптимізація стратегій торгівлі.

Алгоритми підсилювального навчання можуть бути застосовані для адаптації до непостійних ринкових умов і автоматичного коригування торгових стратегій.

3) Виявлення аномалій і шахрайства.

Моделі МН можуть автоматично виявляти незвичну активність, підозрілі торгові операції або можливі спроби маніпулювання ринком, що допомагає трейдерам уникнути великих втрат.

4) Аналіз настрою.

Алгоритми обробки природної мови (NLP) можуть аналізувати новини та соціальні мережі, щоб визначити загальний настрій щодо певної криптовалюти та передбачити вплив публічної думки на ціни.

5) Автоматизована торгівля та оптимізація портфеля.

ШІ та МН дозволяють розробляти торгові боти, які ведуть торгівлю 24/7 та допомагають максимізувати прибуток і мінімізувати ризик на основі прогнозів.

Використання МН для прогнозування цін на криптовалюту має специфічні особливості, викликані високою волатильністю ринку та необхідністю враховувати великі обсяги даних. Через високу волатильність існує значний ризик перенавчання моделі, коли вона занадто добре пристосовується до навчальних даних, включаючи шум.

Для прогнозування цін на криптовалюту використовуються різноманітні методи машинного навчання: лінійна регресія, випадковий ліс (Random Forest), градієнтний бустінг, глибокі нейронні мережі, кластеризація та кластерний аналіз, методи пониження розмірності, алгоритми пошуку аномалій, методи опорних векторів (Support Vector Machines, SVM).

Для аналізу криптовалютних ринків додатково до стандартизованих методів машинного навчання застосовуються спеціалізовані техніки та індикатори технічного аналізу.

Важливо враховувати, що ефективність будь-якої моделі визначається якістю та кількістю вхідних даних, від правильного вибору ознак та від налаштування параметрів моделі.

У цій роботі розглянуто лише деякі з наведених вище методів та алгоритмів, а саме Random Forest, Gradient Boosting та LSTM [10-12].

Для виконання дослідження обрано Python. Ця мова є найбільш популярною для машинного навчання завдяки широкому спектру бібліотек (TensorFlow, PyTorch, Scikit-learn), легкому для читання синтаксису та великій спільноті. Python також зручний для розробки веб-сервісів та Telegram-ботів, які є компонентами системи [13-15].

Були досліджені нереляційні бази даних (NoSQL), які пропонують гнучкість структур та горизонтальне масштабування, що є важливим для великомасштабних систем. Серед них: MongoDB, AWS DynamoDB [16-18]. Поточні дослідження також виділяють значення правильного деплою та моніторингу через хмарні сервіси (AWS Elastic Beanstalk) та контейнеризацію [19-21].

Враховуючи вимоги до масштабованості та інтеграції з AWS, для зберігання даних користувачів та їх налаштувань було обрано Amazon DynamoDB.

Існує чимало програмних рішень для прогнозування та криптовалютної торгівлі на основі ШІ/МН, включаючи торгові боти та аналітичні платформи. До найбільш популярних відносяться Gekko, Autonio та CryptoTrader.

Порівняння Gekko, Autonio та CryptoTrader представлено в таблиці 1.

Основний недолік, виявлений при аналізі, полягає у відсутності можливості вибору методу машинного навчання. Користувач обмежений алгоритмами, вибраними розробником. Хоча це може підходити новачкам, це не задовольняє користувачів з досвідом. Крім того, ці сервіси часто мають не зручний інтерфейс користувача, що ускладнює роботу з ними.

Таблиця 1
Порівняння Gekko, Autonio та CryptoTrader

Платформа	Переваги	Недоліки
Gekko	Відкритий код, що дозволяє модифікацію та налаштування; підтримує численні біржі; має активну спільноту.	Складний для новачків; користувач сам відповідає за налаштування та використання.
Autonio	Децентралізована платформа, що забезпечує безпеку та прозорість; простий у використанні; оптимізований для швидкості.	Обмежена гнучкість для створення власних торгових стратегій.
CryptoTrader	Хмарна платформа (не потребує зберігання ПЗ на власних пристроях); можливість тестування та оптимізації стратегій; підтримка МН.	Платна підписка; можливі питання щодо безпеки та конфіденційності даних, тому що це хмарний сервіс.

Цей висновок обґрунтував необхідність розробки власної системи, яка надасть гнучкість в управлінні методами машинного навчання, безпеку, надійність та матиме простий та ефективний інтерфейс.

Матеріали та методи

Для прогнозування цін на криптовалюту застосовуються різноманітні методи машинного навчання, які можуть обробляти часові ряди. У контексті даної роботи було досліджено три ключові алгоритми:

1. Random Forest (Випадковий ліс): відноситься до ансамблевих методів, які комбінують багато дерев рішень для отримання стабільного прогнозу. Метод використовує бутстрепінг для створення підвбірок даних та агрегацію відповідей окремих дерев (наприклад, усереднення прогнозів для задач регресії) [10].

2. Gradient Boosting (Градієнтний бустінг): інший ансамблевий підхід, який працює ітеративно, послідовно додаючи нові слабкі моделі (зазвичай, дерева рішень) для корекції помилок попередніх моделей [11]. Суть головної ідеї – кожне нове дерево покращує ансамбль, фокусуючись на залишках (помилках). Даний метод забезпечує високу точність, але має схильність до перенавчання.

3. LSTM (Long Short-Term Memory): спеціальний тип рекурентних нейронних мереж (RNN), розроблений для вирішення проблеми довгострокових залежностей у часових рядах [12]. Ключова перевага LSTM – наявність спеціалізованих брамок (забуттєва, вхідна та вихідна брами), які дозволяють ефективно

запам'ятовувати та використовувати інформацію за великої проміжки часу.

Наведені алгоритми (ШІ/МН) є ключовими не лише для прогнозування, але й для виявлення аномалій і шахрайства у сфері безпеки, оскільки вони можуть автоматично виявляти незвичну активність та підозрілі торгові операції, запобігаючи можливим спробам маніпулювання ринком. Таке застосування є ключовим для кібербезпеки, оскільки, наприклад, моделі Gradient Boosting або LSTM, натреновані на нормальній динаміці, можуть виявляти аномалії через різке збільшення похибки прогнозу (RMSE), що може вказувати на маніпулювання ринком або інсайдерську торгівлю.

Для реалізації було обрано мову Python та нереляційну базу даних AWS DynamoDB через її масштабованість, надійність та низьку латентність.

Мета статті

Метою роботи є дослідження архітектурних та алгоритмічних рішень, спрямованих на забезпечення безпеки та надійності інтелектуальної системи прогнозування криптовалютних ризиків, розробленої на базі хмарних платформ AWS та захищеного протоколу HTTPS.

Виклад основного матеріалу

Візуалізація архітектури та функціональності розробленої системи виконана за допомогою UML [22-24]. Моделювання необхідне для опису, візуалізації та документування об'єктно-орієнтованих систем. UML допомагає керувати складністю систем, особливо великих і розподілених.

Діаграма варіантів використання (Use Case Diagram) визначає функціональні вимоги системи з точки зору користувачів ("акторів"). Було визначено двох акторів: звичайний користувач (User) та привілейований користувач (Premium User) (рис. 1).

Обидва актори можуть вибирати модель для тренування (Select model for training) та переглядати інструкції (View instructions).

Вибір моделі включає (<<include>>) ініціацію процесу тренування (Initiate training process), який, своєю чергою, включає перегляд результатів (View training results).

Лише привілейований користувач має можливість налаштовувати параметри моделі (Configure model parameters), що є розширенням (<<extend>>) основного варіанта використання.

Діаграма розгортання (Deployment Diagram) описує фізичну конфігурацію обладнання (вузлів) та розміщення програмних компонентів (рис. 2). Система базується на клієнт-серверній архітектурі.

Актор (користувач) взаємодіє з Телеграм чат-ботом (Chatbot) на своєму пристрої (Device) [25].

Усі команди передаються через TelegramAPI за протоколом HTTPS на веб-сервер [26].

Серверна інфраструктура розгорнута в AWS Infrastructure.

Веб-сервер взаємодіє з базою даних AWS DynamoDB (Main DB).

Веб-сервер API працює на AWS Elastic Beanstalk. Elastic Beanstalk автоматично керує розгортанням, балансуванням навантаження та масштабуванням [27].

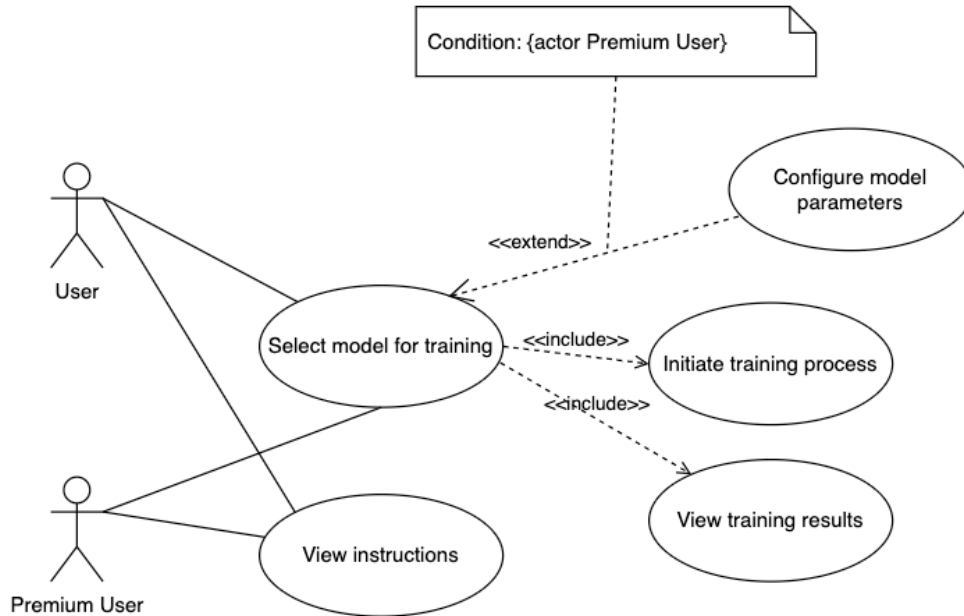


Рис. 1 – Діаграма варіантів використання

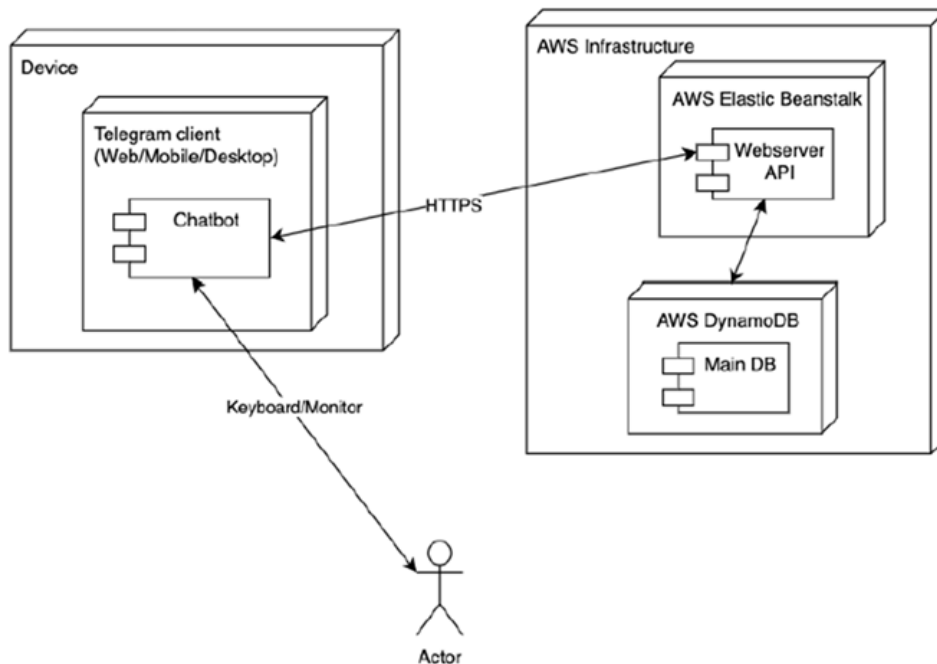


Рис. 2 – Діаграма розгортання

Діаграма активності (Activity Diagram) відображає потік робочого процесу і послідовність дій користувача для тренування моделі (рис. 3). Потік

починається з входу в обліковий запис Telegram, додавання та запуску бота, ініціювання команди /train.

Далі йде послідовний опит користувача щодо параметрів, залежно від обраної моделі (Gradient

Boosting, Random Forest або LSTM), доки не буде отримано графік та метрики (табл. 2).

Після успішного введення всіх необхідних параметрів, незалежно від обраного шляху, всі потоки сходяться до єдиної кінцевої дії: Бот відповідає графіком та метриками (Bot answers with plot and metrics).

Процес завершується (фінальний стан).

Система використовує клієнт-серверну архітектуру, яка забезпечує централізоване управління ресурсами, модульність, масштабованість та безпеку.

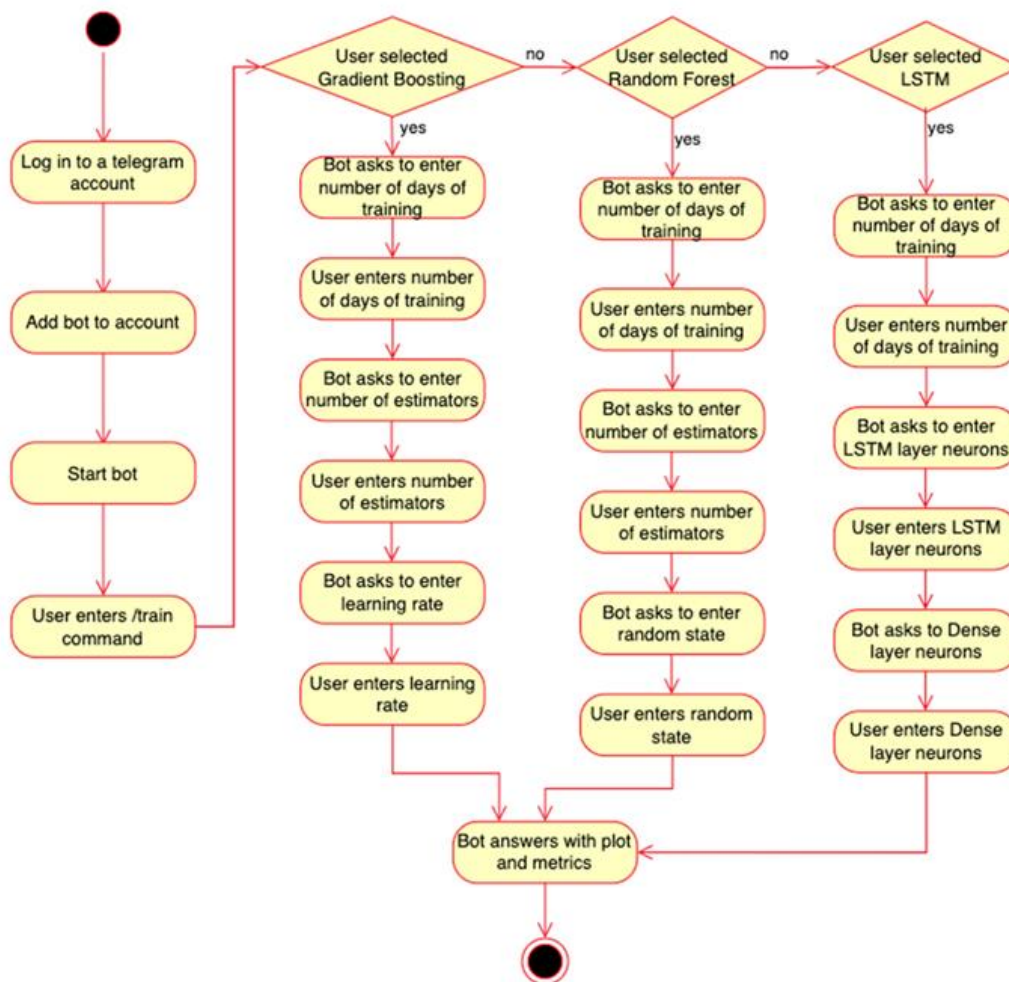


Рис. 3 – Діаграма активності

Таблиця 2

Послідовний опит користувача щодо параметрів, залежно від обраної моделі

Шлях	Необхідні параметри
Gradient Boosting	1. Кількість днів для тренування
	2. Кількість оцінювачів (number of estimators)
	3. Швидкість навчання (learning rate)
Random Forest	1. Кількість днів для тренування
	2. Кількість оцінювачів (number of estimators)
	3. Випадковий стан (random state)
LSTM (Глибоке Навчання)	1. Кількість днів для тренування
	2. Нейрони шару LSTM (LSTM layer neurons)
	3. Нейрони Dense шару (Dense layer neurons)

Серверна частина реалізована на FastAPI – високопродуктивному веб-фреймворку для Python, що підтримує асинхронність [28]. Для забезпечення стабільності та масштабованості застосовано принципи Clean Architecture [29, 30]. FastAPI автоматично генерує документацію API (Swagger UI та ReDoc) і має вбудовану підтримку безпеки (OAuth2, JWT tokens). Сервер розгорнуто через AWS Elastic Beanstalk.

На рисунку 4 зображено як FastAPI автоматично створює документацію для кожної кінцевої точки API і описує, які дані приймає та чи інша кінцева точка.

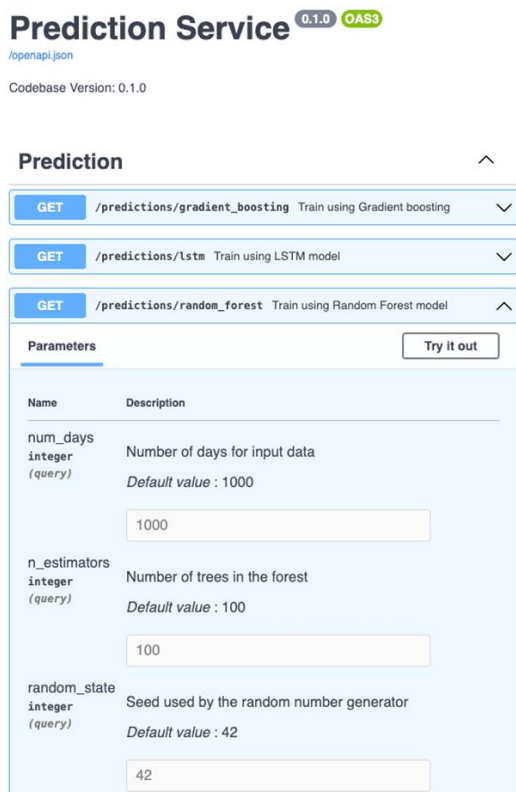


Рис. 4 – Автоматично згенерована документація OpenAPI

В основі розробленого веб-сервісу основну роль відіграють 3 кінцеві точки API:

- 1) /predictions/gradient_boosting – відповідає за тренування моделі Gradient Boosting
- 2) /predictions/lstm – відповідає за тренування моделі LSTM
- 3) /predictions/random_forest – відповідає за тренування моделі Random Forest

Кожна, з наведених вище, кінцевих точок API має однакові параметри відповіді та повертає користувачу інформацію про якість тренування моделі:

- 1) plot – base64 закодований рядок, який легко можна відобразити картинкою. Параметр містить графік навчання вибраної моделі та показує тестові та тренінгові результати відрізняються від реальної ціни криптовалюти BTC в певний проміжок часу.

- 2) rmse (Root Mean Square Error) – статистичний показник, який вимірює середньоквадратичне відхилення прогнозних даних від фактичних, використовуючи квадратний корінь з середнього арифметичного квадратів помилок.

- 3) mse (Mean Squared Error) – метрика, що оцінює середнє значення квадратів помилок, тобто середньоквадратичну різницю між оціненими та фактичними даними.

- 4) mae (Mean Absolute Error) – метрика, що оцінює середнє абсолютне відхилення прогнозних даних від фактичних, представляючи середню абсолютну помилку між цими наборами даних.

- 5) r2 (R²) – відомий як коефіцієнт детермінації, – статистична міра, що відображає частку варіативності однієї змінної, що пояснюється варіативністю іншої змінної, використовуваної у регресійній моделі, тобто наскільки добре прогнози моделі відповідають реальним даним.

Відповідь сервера для моделі Gradient Boosting наведена на рисунку 5.

Перевірки стану: використовуються кінцеві точки /status/health/liveness та /status/health/readiness для забезпечення надійності та доступності сервісу при розгортанні в контейнерах (Docker/Kubernetes).

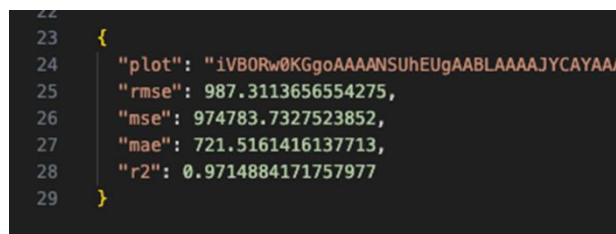


Рис. 5 – Відповідь сервера для моделі Gradient Boosting

Репозиторії даних: для взаємодії з DynamoDB створено шар репозиторіїв. DynamoDB обрана за її масштабованість, низьку латентність та надійність. Для підвищення надійності використовується функція DynamoDB Global Tables, що забезпечує автоматичну мульти-регіональну реплікацію даних.

Отримання даних: історичні дані про ціну біткоїна отримуються через CoinGecko API (метод get_coin_market_chart_by_id). Дані очищаються, перетворюються у DataFrame та використовуються для розрахунку технічних індикаторів, таких як SMA, EMA та RSI.

Клієнтська частина – Telegram чат-бот, розроблений на асинхронній бібліотеці aiogram.

Навігація: для управління діалогами та послідовністю опитування користувача (щодо параметрів тренування) використовується концепція Finite State Machine (FSM).

Взаємодія з сервером: чат-бот надсилає параметри тренування на сервер у вигляді HTTP-запитів (формат JSON) і отримує у відповідь метрики та графік

тренування, закодований у форматі base64, який потім відображається як фотографія.

Мета експериментів – порівняти якість тренування моделей Gradient Boosting, Random Forest і LSTM на подібних даних (1000 днів ціни біткоіна) з різними наборами параметрів. Оцінка проводилася за метриками RMSE, MSE, MAE (де менші значення кращі) та R2 (коефіцієнт детермінації, де вищі значення кращі) (табл. 3).

Ключові висновки порівняння:

1. Gradient Boosting (Градiєнтний бустінг): Найкращий результат продемонструвала модель з найменшими параметрами (80 оцінювачів, швидкість навчання 0,05), досягнувши найвищого показника R2 (0,982705) та найменших помилок (RMSE: 769,512, MAE: 548,7915). Даний факт підтверджує, що зменшення параметрів і швидкості навчання допомогло

моделі уникнути перенавчання і краще узагальнити дані на волатильному ринку.

2. Random Forest (Випадковий ліс): Моделі Random Forest показали консистентно високі значення R2 (найкращий: 0,969056), але їхні показники помилок були гіршими, ніж у найкращої моделі Gradient Boosting.

3. LSTM (Мережа довгострокової пам'яті): Моделі LSTM показали найгірші початкові результати, проте їхня точність суттєво зростала зі збільшенням кількості нейронів (зі складністю моделі). Найкраща модель LSTM (200/200/100 нейронів) досягла R2 0,95526, що є гіршим показником, ніж у ансамблевих методів.

Загальний висновок: Модель Gradient Boosting показала найбільшу ефективність для даної задачі прогнозування (найвищий R2) при правильному підборі параметрів, що мінімізують ризик перенавчання.

Таблиця 3

Результати тренувань моделей

Модель	Конфігурація	RMSE	MSE	MAE	R2
Gradient Boosting	n_estimators=100, lr=0.1	980.4973	961375	719.1743	0.971921
Gradient Boosting	n_estimators=150, lr=0.2	1110.629	1233496	793.9933	0.963973
Gradient Boosting	n_estimators=80, lr=0.05	769.512	592148.8	548.7915	0.982705
Random Forest	n_estimators=100	1075.482	1156661	752.9404	0.966217
Random Forest	n_estimators=150	1029.293	1059443	731.2717	0.969056
Random Forest	n_estimators=80	1087.165	1181927	767.6813	0.965479
LSTM	layer1=50, layer2=50, dense=25	2271.204	5158366	1998.254	0.859179
LSTM	layer1=100, layer2=100, dense=50	2016.022	4064346	1672.91	0.889045
LSTM	layer1=200, layer2=200, dense=100	1280.18	1638861	961.5068	0.95526

Висновки

В ході дослідження було розроблено інтелектуальну систему прогнозування криптовалютних ризиків, архітектура якої гарантує підвищену стійкість до загроз та відмовостійкість.

1. Безпека та конфіденційність (Confidentiality and integrity): застосування захищеного протоколу HTTPS забезпечує конфіденційність мережевого трафіку. Вбудовані механізми FastAPI (OAuth2/JWT) забезпечують безпеку API та контроль доступу. Використання AWS IAM надає можливість реалізації гнучкого управління доступом на рівні ресурсів, реалізуючи принцип найменших привілеїв, підвищуючи цілісність системи. Крім того, ШІ/МН є перспективним напрямком у сфері безпеки, оскільки розроблені моделі можуть бути адаптовані для виявлення аномалій і шахрайства на ринку криптовалют.

2. Надійність та доступність (Reliability and availability): Використання AWS Elastic Beanstalk та DynamoDB Global Tables гарантує високу доступність системи завдяки автоматичній мульти-регіональній

реплікації даних та стійкості до відмов. Впровадження механізмів liveness та readiness probes є ключовим архітектурним рішенням, що підвищує надійність на рівні контейнерного оркестрування, запобігаючи спрямуванню трафіку до не готових сервісів.

3. Алгоритмічна ефективність: Серед досліджених алгоритмів МН (Gradient Boosting, Random Forest, LSTM) найкращі показники точності прогнозування (R2 ≈ 0.9827) продемонструвала модель Gradient Boosting. Конфігурація, що мінімізує ризик перенавчання (80 оцінювачів, швидкість навчання 0.05), забезпечила вищу достовірність та цілісність прогнозних результатів на волатильному ринку.

В цілому, розроблена система демонструє не лише ефективність у прогнозуванні, але й забезпечує необхідний рівень архітектурно-алгоритмічного забезпечення безпеки та надійності, що є критичним для застосування у фінансових системах.

Перелік використаних джерел

- [1] Біржа криптовалют в Україні (WhiteBIT блог). URL: <https://blog.whitebit.com/uk/> (дата звернення 10.12.2025).
- [2] Торгуйте криптовалютами на біржі Cryptomus. URL: <https://cryptomus.com/uk> (дата звернення 10.12.2025).
- [3] Що таке волатильність у трейдингу. URL: <https://cryptomus.com/uk/blog/cryptocurrencies-volatility-what-is-it> (дата звернення 23.12.2025).
- [4] Що таке децентралізовані фінанси (DeFi)? URL: <https://www.kraken.com/uk-ua/learn/what-is-decentralized-finance-defi> (дата звернення 10.12.2025).
- [5] Алексєнко В., Чубарь О. Криптовалюти: економічна сутність, історія розвитку та роль на світовому фінансовому ринку. *Наукові перспективи*. 2024. № 1(43). DOI: [https://doi.org/10.52058/2708-7530-2024-1\(43\)-340-358](https://doi.org/10.52058/2708-7530-2024-1(43)-340-358).
- [6] Focus on Blockchain: A Comprehensive Survey on Academic and Application / Y. Zou et al. *IEEE Access*. 2020. Vol. 8. Pp. 187182-187201. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3030491>.
- [7] Перерва П. Г., Мехович Є. С. Теоретико-методична сутність криптовалют як складової економічного потенціалу підприємства. *Економічний журнал Одеського політехнічного університету*. 2025. № 2 (32). С. 86-97. DOI: <https://doi.org/10.15276/EJ.02.2025.10>.
- [8] Семенченко Н. В., Мельничук В. Е., Калініченко М. С. Вплив криптошахрайства на цифрову економіку: зростання втрат та роль кібербезпеки у мінімізації ризиків. *Інноваційна економіка*. 2025. № 1, С. 42-50. DOI: <https://doi.org/10.37332/2309-1533.2025.1.5>.
- [9] AI and Deep Cycle Prediction: Enhancing Cybersecurity while Safeguarding Data Privacy and Information Integrity / J. N. Chukwunweike et al. *International Journal of Research Publication and Reviews*. 2024. № 5(8). Pp. 3199-3207. DOI: <https://doi.org/10.55248/gengpi.5.0824.2403>.
- [10] Петрина В. В., Дорошенко А. В. Ефективність застосування методів класифікації для задач інтелектуального аналізу великих даних. *Науковий вісник НЛТУ України*. 2024. Т. 34, № 5. С. 119-128. DOI: <https://doi.org/10.36930/40340516>.
- [11] Новоселецький О. М., Гончарова В. О. Ідентифікації потенційного споживача продукції ринку електронної комерції методом градієнтного бустінгу. *Наукові записки Національного університету «Острозька академія»*. Серія «Економіка». 2021. № 23(51). С. 118-123. DOI: [https://doi.org/10.25264/2311-5149-2021-23\(51\)-118-123](https://doi.org/10.25264/2311-5149-2021-23(51)-118-123).
- [12] Замрій І. В., Федоренко М. Л. Аналіз використання алгоритмів штучного інтелекту для глибокого аналізу фінансових даних. *Сучасний захист інформації*. 2024. № 3(59), С. 55-62. DOI: <https://doi.org/10.31673/2409-7292.2024.030005>.
- [13] Vanderplas J. Python Data Science Handbook: Essential Tools for Working with Data. 2-nd ed. O'Reilly Media, 2022. 588 p.
- [14] William S. Vincent. Django for Professionals. Production websites with Python & Django. Lean Publishing, 2020. 252 p.
- [15] pyTelegramBotAPI / Python Package Index (PyPI). URL: <https://pypi.org/project/pyTelegramBotAPI/> (дата звернення: 10.12.2025).
- [16] Daly D. Understanding and Improving Software Performance at MongoDB. *ICPE '23 Companion: Companion of the 2023 ACM/SPEC International Conference on Performance Engineering*, Coimbra, Portugal, 15-19 April 2023. P. 307. DOI: <https://doi.org/10.1145/3578245.3584855>.
- [17] Amazon DynamoDB: Fast NoSQL Key-Value Database – Amazon DynamoDB. URL: <https://aws.amazon.com/dynamodb/> (дата звернення 10.12.2025).
- [18] Kotadiya U., Arora A. S., Yachamaneni T. Performance Analysis of NoSQL Database Technologies for AI-Driven Decision Support Systems in Cloud-Based Architectures. *International Journal of Emerging Research in Engineering and Technology*. 2022. № 3(2). С. 60-69. DOI: <https://doi.org/10.63282/3050-922X.IJERET-V3I2P107>.
- [19] AWS Elastic Beanstalk. URL: <https://docs.aws.amazon.com/whitepapers/latest/overview-deployment-options/aws-elastic-beanstalk.html> (дата звернення: 10.12.2025).
- [20] Pahl C. Containerization and the PaaS Cloud. *IEEE Cloud Computing*. 2015. № 2(3). Pp. 24-31. doi: <https://doi.org/10.1109/MCC.2015.51>.
- [21] Containerization in Multi Cloud Environment Roles Strategies Challenges and Solutions for Effective Implementation / M. Waseem et al. *ACM Transactions on Software Engineering and Methodology*. 2025. Vol. 1. Pp. 1-59. DOI: <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.21439.32165>.
- [22] Rumpe B. Modellierung mit UML. Berlin: Springer, 2011. 288 p. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-319-33933-7>.
- [23] Fowler M. UML Distilled: A Brief Guide to the Standard Object Modeling Language. 2-nd ed. Addison-Wesley Professional, 2003. 118 p.
- [24] Ambler S. W. The Object Primer: Agile Model-Driven Development with UML 2.0. 3 ed. Cambridge University Press, 2004. 572 p.
- [25] Худолій Ю. С., Косолапенко В. С. Особливості застосування чат-ботів на основі штучного інтелекту у фінансовій сфері. *Економіка і регіон*. 2023. № 3(90). С. 97-103. DOI: [https://doi.org/10.26906/EiR.2023.3\(90\).3036](https://doi.org/10.26906/EiR.2023.3(90).3036).
- [26] Telegram Bot API. URL: <https://core.telegram.org/#api-methods> (дата звернення 10.12.2025).
- [27] Налаштування журналів CloudWatch за допомогою AWS Elastic Beanstalk. URL:

<https://docs.aws.amazon.com/elasticbeanstalk/latest/dg/AWSHowTo.cloudwatchlogs.html> (дата звернення 10.12.2025).

[28] FastAPI. URL: <https://fastapi.tiangolo.com/#opinions> (дата звернення 10.12.2025).

[29] Robert C. Martin. Чиста архітектура. URL: <https://blog.cleancoder.com/uncle-bob/2012/08/13/the-clean-architecture.html> (дата звернення: 10.12.2025)

[30] Козуб Г. О., Козуб Ю. Г., Могильний Г. А., Жуков А. В. Розробка мобільного Android-додатку з застосуванням принципів Clean Architecture. *Вісник Східноукраїнського національного університету імені Володимира Даля*. 2021. № 5(269). С. 5-10. doi: <https://doi.org/10.33216/1998-7927-2021-269-5-5-10>.

ARCHITECTURAL AND ALGORITHMIC PROVISION OF SECURITY AND RELIABILITY FOR AN INTELLECTUAL SYSTEM OF CRYPTOCURRENCY RISK FORECASTING BASED ON AWS CLOUD PLATFORMS AND THE HTTPS PROTOCOL

Kryvenko O.V. PhD (Engineering), associate professor, SHEI «Priazovskyi state technical university», Dnipro, ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-2860-6575>, e-mail: krivenko_o_v@pstu.edu;

Kaminsky B.V. M.Sc., SHEI «Priazovskyi state technical university», Dnipro, e-mail: b.kaminskyi99@gmail.com

This work is devoted to a comprehensive study of modern machine learning methods and their architectural and system support, necessary for creating a safe and reliable intelligent risk forecasting system in the field of cryptocurrency trading. The relevance of the work is determined by the high volatility of cryptocurrency markets and the critical need for systems that not only provide high accuracy of forecasts, but also guarantee the integrity, reliability and availability of the processed data. The purpose of the work is to study architectural and algorithmic solutions aimed at ensuring the security and reliability of an intelligent cryptocurrency risk forecasting system developed on the basis of AWS cloud platforms and the secure HTTPS protocol. In the context of the work, three key algorithms capable of processing time series were investigated and experimentally compared: Gradient Boosting, Random Forest and LSTM (Long Short-Term Memory). These algorithms are key not only for predictive modeling, but also play an important role in the field of cybersecurity, as they can be adapted to detect anomalies and fraud in the market, preventing possible manipulation attempts. The developed intelligent system is implemented on a client-server architecture, which includes a Telegram chatbot (on the aiogram framework) and a web server (on FastAPI). The system architecture was specially designed taking into account modern requirements for information protection: confidentiality and network, API security and access control, identity and access management, high availability and fault tolerance (Reliability/Availability), application health control. The developed system demonstrates a high level of architectural and algorithmic security and reliability, which is critical for financial systems. The integration of AWS IAM, DynamoDB Global Tables and secure protocols, along with the high accuracy of the Gradient Boosting model, confirms the effectiveness of the chosen approach for managing cryptocurrency risks.

Keywords: artificial intelligence; machine learning; forecasting; API security; reliability; AWS architecture; IAM; DYNAMODB GLOBAL TABLES; HTTPS; confidentiality; integrity.

References

- [1] Cryptocurrency exchange in Ukraine [Online]. Available: <https://blog.whitebit.com/en/>. Accessed on: December 10, 2025.
- [2] Trade cryptocurrencies on the Cryptomus Exchange. [Online]. Available: <https://cryptomus.com/>. Accessed on: December 10, 2025.
- [3] What is a Volatility in Trading. [Online]. Available: <https://cryptomus.com/uk/blog/cryptocurrencies-volatility-what-is-it>. Accessed on: December 23, 2025.
- [4] What is Decentralized Finance (DeFi)? [Online]. Available: <https://www.kraken.com/uk-ua/learn/what-is-decentralized-finance-defi>. Accessed on: December 10, 2025.
- [5] V. Aliksieienko, and O. Chubar, “Kryptovaliuty: ekonomichna sutnist, istoriia rozvytku ta rol na svi-tovomu finansovomu rynku” [“Cryptocurrencies: economic essence, development history and role in the global financial market”], *Naukovi perspektyvy – Scientific perspectives*, № 1(43), 2024. doi: **10.52058/2708-7530-2024-1(43)-340-358**. (Ukr.)
- [6] Y. Zou, T. Meng, P. Zhang, W. Zhang, and H. Li, “Focus on Blockchain: A Comprehensive Survey on Academic and Application,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 187182–187201, 2020. doi: **10.1109/ACCESS.2020.3030491**.
- [7] P. G. Pererva, and Y. S. Mekhovych, “Teoretyko-metodychna sutnist kryptovaliuty yak skladovoi ekonomichnoho potentsialu pidpriemstva” [“The

- theoretical and methodological essence of cryptocurrancy as a component of the economic potential of the enterprise”], *Ekonomichnyi zhurnal Odeskoho politekhnichnoho universytetu – Economic journal Odessa polytechnic university*, № 2(32), pp. 86-97, 2025. doi: **10.15276/EJ.02.2025.10**. (Ukr.)
- [8] N. Semenchuk, V. Melnychuk, M. Kalinichenko, “Vplyv kryptoshakhraystva na tsyfrovu ekonomiku: zrostannia vtrat ta rol kiberbezpeky u minimizatsii ryzykiv” [“The impact of crypto fraud on the digital economy: increase in losses and the role of cybersecurity in risk minimization”], *Innovatsiina ekonomika – Innovative economy*, № 1, pp. 42-50, 2025. doi: **10.37332/2309-1533.2025.1.5**. (Ukr.)
- [9] J. N. Chukwunweike, A. Praise, O. Osamuyi, S. Akinsuyi, and O. Akinsuyi, “AI and Deep Cycle Prediction: Enhancing while Safeguarding Data Privacy and Information Integrity,” *International Journal of Research Publication and Reviews*, vol. 5, no. 8, pp. 3199-3207, 2024. doi: **10.55248/gengpi.5.0824.2403**.
- [10] V. V. Petryna, and A. V. Doroshenko, “Efektyvnist zastosuvannya metodiv klasyfikatsii dlia zadach intelektualnoho analizu velykykh danykh” [“System for intelligent analysis of big data and improvement of object classification methods”], *Naukovyi visnyk NLTU Ukrainy – Scientific Bulletin of UNFU*, vol. 34, no. 5, pp. 119-128, 2024. doi: **10.36930/40340516**. (Ukr.)
- [11] O. Novoseletsyky, and V. Honcharova, “Identyfikatsii potentsiinoho spozhyvacha produktsii rynku elektronnoi komertsii metodom hradiientnoho bustinhu” [“Identification of a potential consumer of e-commerce market products by gradient busting method”], *Naukovi zapysky Natsionalnoho universytetu «Ostrozka akademiia». Seriya «Ekonomika» – Scientific Notes of Ostroh Academy National University, Economics Series*, № 23(51), pp. 118–123, 2021. doi: **10.25264/2311-5149-2021-23(51)-118-123**. (Ukr.)
- [12] I. V. Zamrii, and M. L. Fedorenko, “Analiz vykorystannia alhorytmiv shtuchnoho intelektu dlia hlybokoho analizu finansovykh danykh” [“Analysis of the use of artificial intelligence algorithms for deep analysis of financial data”], *Suchasnyi zakhyst informatsii – Modern Information Security*, № 3(59), pp. 55–62, 2024. doi: **10.31673/2409-7292.2024.030005**. (Ukr.)
- [13] J. VanderPlas, *Python Data Science Handbook: Essential Tools for Working with Data*, 2nd Ed., Sebastopol, USA: O'Reilly Media, 2022.
- [14] W. S. Vincent, *Django for Professionals. Production websites with Python & Django*. Lean Publishing, 2020.
- [15] pyTelegramBotAPI / Python Package Index (PyPI). [Online]. Available: <https://pypi.org/project/pyTelegramBotAPI/>. Accessed on: December 10, 2025.
- [16] David Daly, “Understanding and Improving Software Performance at MongoDB,” in *Proc. of the ICPE '23 Companion: Companion of the 2023 ACM/SPEC International Conference on Performance Engineering*, Coimbra, Portugal, April 15–19, 2023, p. 307. doi: **10.1145/3578245.3584855**.
- [17] Amazon DynamoDB: Managed NoSQL Database. 2025. [Online]. Available: <https://aws.amazon.com/dynamodb/>. Accessed on: December 10, 2025.
- [18] U. Kotadiya, A. S. Arora, and T. Yachamaneni, “Performance Analysis of NoSQL Database Technologies for AI-Driven Decision Support Systems in Cloud-Based Architectures,” *International Journal of Emerging Research in Engineering and Technology*, vol. 3, no. 2, pp. 60-69, 2022. doi: **10.63282/3050-922X.IJERET-V3I2P107**.
- [19] AWS Elastic Beanstalk. Amazon Web Services, 2025. [Online]. Available: <https://docs.aws.amazon.com/whitepapers/latest/overview-deployment-options/aws-elastic-beanstalk.html>. Accessed on: December 10, 2025.
- [20] C. Pahl, “Containerization and the PaaS Cloud,” *IEEE Cloud Computing*, vol. 2, no 3, pp. 24–31, 2015. doi: **10.1109/MCC.2015.51**.
- [21] M. Waseem et al., “Dataset for the Paper: Containerization in Multi-Cloud Environment: Roles, Strategies, Challenges, and Solutions for Effective Implementation,” *ACM Transactions on Software Engineering and Methodology*, vol. 1, no. 1, pp. 1-59, 2025. doi: **10.13140/RG.2.2.21439.32165**.
- [22] B. Rumpe. *Modellierung mit UML*. Berlin: Springer, 2011. doi: **10.1007/978-3-319-33933-7**.
- [23] M. Fowler, *UML: A Brief Guide to the Standard Object Modeling Language*, 3rd Ed., Addison-Wesley Professional, 2003.
- [24] S. W. Ambler, *The Object Primer: Agile Model-Driven Development with UML 2.0*, 3rd Ed., Cambridge University Press, 2004.
- [25] Y. Khudolii, V. Kosolapenko, “Osoblyvosti zastosuvannya chat-botiv na osnovi shtuchnoho intelektu u finansovii sferi” [“Specifics of the use of chatbots based on artificial intelligence in the financial sector”], *Ekonomika i rehion – Economics and region*, № 3(90), pp. 97–103, 2023. doi: **10.26906/EiR.2023.3(90).3036**.
- [26] Telegram Bot API. 2025. [Online]. Available: <https://core.telegram.org/#api-methods>. Accessed on: December 10, 2025.
- [27] Configuring CloudWatch Logs with AWS Elastic Beanstalk. 2025. [Online]. Available: <https://docs.aws.amazon.com/elasticbeanstalk/latest/dg/AWSHowTo.cloudwatchlogs.html>. Accessed on: December 10, 2025.
- [28] FastAPI. 2025. [Online]. Available: <https://fastapi.tiangolo.com/#opinions>. Accessed on: December 10, 2025.
- [29] Robert C. Martin. The Clean Architecture. 2025. [Online]. Available: <https://blog.cleancoder.com/uncle-bob/2012/08/13/the-clean-architecture.html>. Accessed on: December 10, 2025.

- [30] N. O. Kozub, Yu. H. Kozub, H. A. Mohylnyi, and A. V. Zhukov, "Rozrobka mobilnoho Android-dodatku z zastosuvanniam pryntsypiv Clean Architecture" ["Clean Architecture mobile Android supplement with strained principles"], *Visnyk Skhidnoukrainskoho natsionalnoho universytetu imeni Volodymyra Dalia – Visnik of the Volodymyr Dahl East Ukrainian National University*, № 5(269), pp. 5-10, 2021. doi: [10.33216/1998-7927-2021-269-5-5-10](https://doi.org/10.33216/1998-7927-2021-269-5-5-10).
- Стаття надійшла 10.12.2025*
Стаття прийнята 07.01.2026
Стаття опублікована 26.03.2026

Цитуйте цю статтю як: Кривенко О. В., Камінський Б. В. Архітектурно-алгоритмічне забезпечення безпеки та надійності інтелектуальної системи прогнозування криптовалютних ризиків на базі хмарних платформ AWS та протоколу HTTPS. *Вісник Приазовського державного технічного університету. Серія: Технічні науки*. 2026. Вип. 53, том. 1. С. 92–102. DOI: <https://doi.org/10.31498/2225-6733.53.1.2026.359782>.