

Яровий Андрій Анатолійович доктор технічних наук, професор, завідувач кафедри комп'ютерних наук, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, <https://orcid.org/0000-0002-6668-2425>

Кудрявцев Дмитро Станіславович доктор філософії, асистент кафедри комп'ютерних наук, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, <https://orcid.org/0000-0001-7116-7869>

Петришин Сергій Іванович кандидат технічних наук, старший викладач кафедри комп'ютерних наук, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, <https://orcid.org/0009-0001-3465-1499>

Ваховська Любов Михайлівна асистент кафедри комп'ютерних наук, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, <https://orcid.org/0000-0002-4865-6514>

Ярова Олена Андріївна магістрант факультету інтелектуальних інформаційних технологій та автоматизації, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, <https://orcid.org/0009-0006-8931-4269>

ЗАСТОСУВАННЯ ГЕНЕРАТИВНОГО ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ У FINTECH-СИСТЕМАХ ФІНАНСОВОЇ АНАЛІТИКИ ДЛЯ ЗАДАЧ ПРОГНОЗУВАННЯ ТА МОНІТОРИНГУ ДАНИХ

Анотація. У статті досліджено сучасні підходи до застосування генеративного штучного інтелекту у fintech-системах, орієнтованих на фінансову аналітику, прогнозування патернів та інтелектуальний моніторинг даних. Актуальність дослідження зумовлена стрімким зростанням обсягів транзакційної, поведінкової, документної та ринкової інформації у фінансовому секторі, що ускладнює своєчасне виявлення прихованих закономірностей, аномалій, ризикових станів та слабких сигналів змін у динаміці економічних процесів. Поряд із класичними методами машинного навчання у фінансовій сфері дедалі активніше застосовуються великі мовні та мультимодальні моделі, здатні поєднувати аналіз структурованих часових рядів, текстових джерел, технічної документації, звітності, новинних потоків і внутрішніх аналітичних матеріалів в єдиному контексті.

Сучасні моделі класу Gemini, Claude Opus і GPT демонструють результативність у вирішенні задач складного та багатокрокового аналізу, роботи з великими контекстами, синтезу висновків і підтримки мульти-агентних систем, що створює передумови для їх інтеграції у сфері фінансового моніторингу, прогнозування та прийняття рішень. Разом із тим використання генеративного штучного інтелекту у fintech не може зводитися лише до автоматизованої генерації текстових висновків. Практична ефективність таких систем визначається здатністю інтегрувати генеративні моделі з механізмами потокового моніторингу даних, часовими та графовими поданнями фінансових зв'язків, засобами та інструментами виявлення доказів та аргументації, а також модулями перевірки достовірності результатів.

Особливого значення набуває поєднання моделей прогнозування із системами виявлення змін патернів, аномалій та ризиків у режимі, близькому до реального часу.

У міжнародних наукових публікаціях та статтях із галузі фінансового сектору простежується перехід від статичних схем та правил до інтелектуальних систем, які аналізують транзакційні, клієнтські, документні та мережеві дані, формують ризикові профілі, виявляють приховані залежності та підтримують прийняття рішень на основі аудиту. Зокрема, сучасні ШІ-платформи для банкінгу та AML вже орієнтуються на контрольовані моделі та роботу з розширеним набором ознак, включно з аномаліями, групами взаємопов'язаних подій і поведінковими мережами.

У даній роботі узагальнено сучасний стан розвитку генеративного штучного інтелекту у фінансовій аналітиці, окреслено обмеження універсальних моделей у задачах високої відповідальності та обґрунтовано доцільність побудови гібридної fintech-архітектури, що поєднує генеративні трансформерні моделі, модулі часового прогнозування, моніторинг потоків даних, сховища знань і механізми контролю достовірності аналітичних висновків. Наукова новизна підходу полягає у фокусуванні не лише на задачах виявлення фінансового шахрайства, а на ширшому класі задач прогнозування динаміки фінансових показників, виявлення змін поведінкових та транзакційних патернів, раннього попередження про ризикові стани та інтелектуального моніторингу фінансових даних у fintech-середовищі. Практичне значення результатів полягає у можливості використання запропонованих положень для проєктування інтелектуальних систем підтримки фінансової аналітики, ризик-менеджменту та економічної кібербезпеки.

Ключові слова: алгоритмізація, програмування, ООП, нейронна мережа, LLM, штучний інтелект, експертний аналіз, інформаційні технології, прогнозування, моніторинг, fintech.

Yarovyi Andrii Anatoliyovych Doctor of Engineering Sciences, Professor, Head of the Department for Computer Science, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, <https://orcid.org/0000-0002-6668-2425>

Kudriavtsev Dmytro Stanislavovych PhD, Assistant of the Department of Computer Science, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, <https://orcid.org/0000-0001-7116-7869>

Petrishyn Sergiy Ivanovych Candidate of Engineering Sciences, Senior Lecturer at the Department of Computer Science, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, <https://orcid.org/0009-0001-3465-1499>

Vahovska Lyubov Mykhailivna Assistant at the Department for Computer Science, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, <https://orcid.org/0000-0002-4865-6514>

Yarova Olena Andriivna Master's student at the Faculty of Intelligent Information Technologies and Automation, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, <https://orcid.org/0009-0006-8931-4269>

APPLICATION OF GENERATIVE ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN FINTECH SYSTEMS FOR FINANCIAL ANALYTICS FOR DATA FORECASTING AND MONITORING TASKS

Abstract. The article examines contemporary approaches to the application of generative artificial intelligence in fintech systems focused on financial analytics, pattern forecasting, and intelligent data monitoring. The relevance of the study is driven by the rapid growth in the volume of transactional, behavioral, documentary, and market information in the financial sector, which complicates the timely identification of hidden regularities, anomalies, risk states, and weak signals of change in the dynamics of economic processes. Alongside classical machine learning methods, large language and multimodal models are increasingly being used in the financial domain, as they are capable of combining the analysis of structured time series, textual sources, regulatory documentation, reporting materials, news streams, and internal analytical documents within a unified context. Modern models of the Gemini, Claude Opus, and GPT class demonstrate high suitability for complex reasoning tasks, multi-step analysis, processing of large contexts, synthesis of conclusions, and support for agent-based scenarios, which creates prerequisites for their integration into financial monitoring, forecasting, and decision-making

frameworks. At the same time, the use of generative artificial intelligence in fintech cannot be reduced solely to the automated generation of textual conclusions. The practical effectiveness of such systems is determined by their ability to integrate generative models with data stream monitoring mechanisms, temporal and graph-based representations of financial relationships, retrieval-augmented generation tools, explainability instruments, as well as modules for validating the reliability of results. Of particular importance is the combination of forecasting models with systems for detecting pattern shifts, anomalies, and risks in near-real time. International publications and practical solutions in the financial sector indicate a transition from static rule-based schemes to intelligent systems that analyze transactional, client, documentary, and network data, construct risk profiles, identify hidden dependencies, and support auditable decision-making. In particular, modern AI platforms for banking and AML are already oriented toward explainable outputs, model control, reduction of false positives, and the use of an extended feature set, including anomalies, groups of interrelated events, and behavioral networks. The paper summarizes the current state of development of generative AI in financial analytics, outlines the limitations of universal models in high-responsibility tasks, and substantiates the expediency of building a hybrid fintech architecture that combines generative transformer models, temporal forecasting modules, data stream monitoring, knowledge repositories, and mechanisms for controlling the reliability of analytical conclusions. The scientific novelty of the proposed approach lies in focusing not only on financial fraud detection tasks, but also on a broader class of problems related to forecasting the dynamics of financial indicators, detecting changes in behavioral and transactional patterns, early warning of risk states, and intelligent monitoring of financial data in the fintech environment. The practical significance of the results lies in the possibility of using the proposed provisions for designing intelligent systems to support financial analytics, risk management, compliance, and economic cybersecurity

Keywords: algorithmization, programming, object-oriented programming, neural network, LLM, artificial intelligence, expert analysis, information technology, forecasting, monitoring, fintech.

Постановка проблеми. Стрімка цифровізація фінансового сектору супроводжується постійним зростанням обсягів, швидкості надходження та різноманітності даних, що використовуються у процесах аналітики, прогнозування, регуляторного контролю та ризик-менеджменту. Традиційні статистичні моделі та класичні алгоритми машинного навчання, хоча й залишаються важливими компонентами фінансових систем, не завжди забезпечують достатній рівень адаптивності до динамічних, багатофакторних і слабоформа-

лізованих фінансових процесів [1]. Особливо це проявляється у задачах, де необхідно одночасно враховувати часові закономірності, текстовий контекст новин і звітності, поведінкові патерни клієнтів, структуру пов'язаних транзакцій і вплив зовнішніх ринкових подій. Сучасні генеративні моделі здатні працювати з великими контекстами, багатокроковою обробкою даних, аналізом документації та мультимодальною інформацією, однак їх використання у fintech-середовищі вимагає додаткової архітектурної формалізації [2-4]. Проблема полягає в тому, що універсальні LLM самі по собі не гарантують достовірності прогнозів, стабільності у задачах високої відповідальності, пояснюваності результатів та коректної роботи з потоковими фінансовими даними [5]. У фінансових системах недостатньо отримати змістовно переконливий висновок; необхідно забезпечити контроль джерел, простежуваність аналітичного ланцюга, інтерпретованість виявлених ризиків, часову актуальність знань і можливість інтеграції з інструментами моніторингу та аудиту. Саме тому постає задача розробки концептуального підходу до побудови fintech-системи, у якій генеративний штучний інтелект функціонує не ізольовано, а у взаємодії з потоковими каналами збору даних, модулями часового аналізу, механізмами retrieval, тимчасовими графами знань, засобами валідації та методами економічної кібербезпеки. Відповідно до вищеописаного, задача полягає в обґрунтуванні принципів застосування генеративного штучного інтелекту у fintech-системах фінансової аналітики для прогнозування та моніторингу даних з урахуванням необхідності виявлення змін патернів, підтримки ризик-орієнтованого аналізу, забезпечення пояснюваності результатів та підвищення стійкості системи до помилок, аномалій і кіберризиків.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Сучасний розвиток досліджень у цій тематиці характеризується кількома взаємопов'язаними тенденціями.

У фінансовій аналітиці спостерігається перехід від вузьких моделей, орієнтованих лише на числові часові ряди, до мультимодальних систем, які інтегрують структуровані фінансові показники, текстові джерела, документи, аналітичні звіти, новини та показники клієнтської активності. Аналізуючи наукові джерела останніх років, зазначено, що ШІ-методи дедалі активніше використовуються для прогнозування фінансових ринків, виявлення аномалій, автоматизації підготовки даних, аналізу настроїв та підтримки рішень в умовах невизначеності [6, 7].

Також прослідковується тенденція у сфері моніторингу фінансових операцій, пов'язана із посиленням інтересу до систем штучного інтелекту, здатних аналізувати не окремі транзакції, а ширші мережі зв'язків між рахунками, клієнтами, компаніями та документами. Офіційні fintech-рішення

вже декларують орієнтацію на багатоджерельний аналіз, побудову ризикових профілів, зниження рівня хибних спрацювань, аудитованість та пояснюваність для аналітиків, ризик-менеджерів і аудиторів. Це свідчить про поступовий відхід від жорстких правило-орієнтованих підходів до гібридних систем, у яких методи машинного навчання і трансформерні моделі функціонують як інструменти виявлення латентних патернів і підтримки експертного аналізу [6].

По-третє, розвиток генеративних моделей відкрив можливість використання великих контекстів і агентних сценаріїв у фінансовій аналітиці. Gemini 3.1 Pro позиціонується як мультимодальна reasoning-модель, здатна працювати з масивними наборами даних, документів, коду та змішаних джерел інформації [4, 5, 8]. Claude for Financial Services фокусується на аудиті та аналізі фінансових даних з опорою на зовнішні джерела, аналітичні платформи та корпоративні дані [2, 4, 7]. OpenAI у своїх матеріалах наголошує на сильних сторонах GPT-моделей для аналізу документів, фінансів, додатків та агентних систем, а також на використанні технології глибокого аналізу і графів знань для аналізу часових рядів, трендів і багатокрокового пошуку доказів [3, 6-8]. Сукупно це формує нове технологічне ядро, у якому генеративний ШІ стає не просто інструментом генерації тексту, а основою аналітичної оркестрації в fintech-середовищі.

У сучасних наукових публікаціях проблематика застосування штучного інтелекту у фінансовому секторі розглядається переважно у межах трьох напрямів: прогнозування фінансових показників і ринкових станів, інтелектуального моніторингу транзакційних і поведінкових даних, а також виявлення фінансових аномалій, ризиків і шахрайських патернів. Дослідження з прогнозування фінансових показників засвідчують, що зростає тренд переходу від використання окремих статистичних і рекурентних моделей до комбінування трансформерних архітектур, гібридних мереж та багатоджерельних ознак, які включають числові, текстові та контекстні дані. Водночас підкреслюється, що якість прогнозування істотно залежить не лише від типу моделі, а й від якості даних, їх часової узгодженості, інтерпретованості результатів і коректної інтеграції зовнішніх сигналів [9]. У роботах, присвячених фінансовому моніторингу та виявленню фінансових аномалій, дедалі частіше розглядаються трансформерні й гібридні підходи, які здатні виявляти латентні залежності у складних структурах [9, 10]. Аналіз наукових джерел за 2019–2026 роки показав активне використання CNN, LSTM, трансформери та ансамблеві методи у виявленні фінансових аномалій і водночас наголошує на проблемах дисбалансу класів, автоматизації, пояснення та відповідності вимогам захисту даних [11]. Практичні рішення фінансового сектору демонструють аналогічний вектор розвитку: системи AML-аналітики орієнтуються на аналізі груп,

ISSN 2786-6025 Online

аномалій, мереж зв'язків та побудову вихідних даних для подальшого аудиту. Окремий блок досліджень стосується інтеграції генеративних моделей у фінансову аналітику.

У цьому контексті Gemini, Claude Opus і GPT розглядаються не лише як засоби інтерфейсної взаємодії, а як моделі високорівневого reasoning, здатні працювати з великими корпрусами документів, багатокроковими запитамі, фінансовою документацією, ринковими сигналами та аналізом, пов'язаним із аудитом джерел інформації [6-8].

Поява агентних і пошукових сценаріїв суттєво розширює можливості застосування таких моделей у задачах прогнозування і моніторингу, однак одночасно актуалізує питання контролю достовірності, захисту даних, простежуваності висновків і вбудованих механізмів валідації.

Саме тому перспективним напрямом є побудова гібридних fintech-систем, де генеративний ШІ поєднується з потоковою аналітикою, часовими графами знань, правило-орієнтованим контролем та модулем оцінювання ризику.

Мета статті – дослідження теоретичних і прикладних засад застосування генеративного штучного інтелекту у fintech-системах фінансової аналітики для розв'язання задач прогнозування, виявлення змін патернів та інтелектуального моніторингу даних, а також у формалізації підходу до інтеграції трансформерних моделей із методами аналітичного опрацювання структурованих і неструктурованих фінансових потоків.

Об'єкт дослідження – процеси інтелектуального опрацювання фінансових даних у fintech-системах, що включають аналітику часових рядів, транзакційних потоків, документно-текстових джерел, поведінкових характеристик користувачів і сигналів ризику в умовах динамічного оновлення інформації.

Предмет дослідження – методи, моделі та інформаційні технології застосування генеративного штучного інтелекту, зокрема трансформерних і агентних підходів, у задачах фінансової аналітики, прогнозування патернів, виявлення аномалій, пояснюваного моніторингу даних та підтримки прийняття рішень у fintech-системах.

Виклад основного матеріалу. Генеративний штучний інтелект у fintech-системах доцільно розглядати не як автономний інструмент побудови текстових висновків, а як центральний аналітичний компонент у складі багаторівневої інформаційної технології. Концептуально така технологія має забезпечувати замкнений цикл опрацювання даних: від отримання структурованих і неструктурованих фінансових сигналів до формування прогнозу, виявлення змін патернів, пояснення результату та передавання аналітичного висновку до

системи моніторингу чи підтримки прийняття рішень. У такій архітектурі генеративна модель виконує роль інтеграції семантичного контексту, здатного поєднувати числові індикатори, історію транзакцій, поведінкові ознаки, документи, новинні повідомлення, звітність і зовнішні фактори в єдине багатовимірне подання [2].

Саме дана властивість робить генеративні трансформерні моделі перспективними для складних аналітичних середовищ, де класичні моделі зазвичай працюють лише в межах вузько визначених наборів ознак.

Першим рівнем запропонованої концептуальної архітектури є рівень збору та нормалізації даних. На даному рівні відбувається агрегація потоків даних транзакцій, часової характеристики, клієнтських профілів, інформацію цифрової взаємодії, текстових джерел, новин, фінансової документації та повідомлень.

Важливою характеристикою даного етапу є узгодженість даних в обраних часових проміжках, оскільки для задач прогнозування ключове значення має не лише наявність ознак, а й їх прив'язка до часової послідовності подій.

Саме в даному випадку доцільно використовувати механізми потокового моніторингу, які забезпечують постійне оновлення ознак, реєстрацію змін стану, формування потоку спостереження та накопичення контексту для подальшої аналітичної обробки.

Підхід, за якого модель працює не з одиничною транзакцією, а з профілем подій, є принципово важливим для виявлення змін патернів, які стають помітними лише у динаміці дій користувача.

На основі даної технології подано модель загальної клієнт-серверної архітектури у fintech-системі, що зображено на рисунку 1.

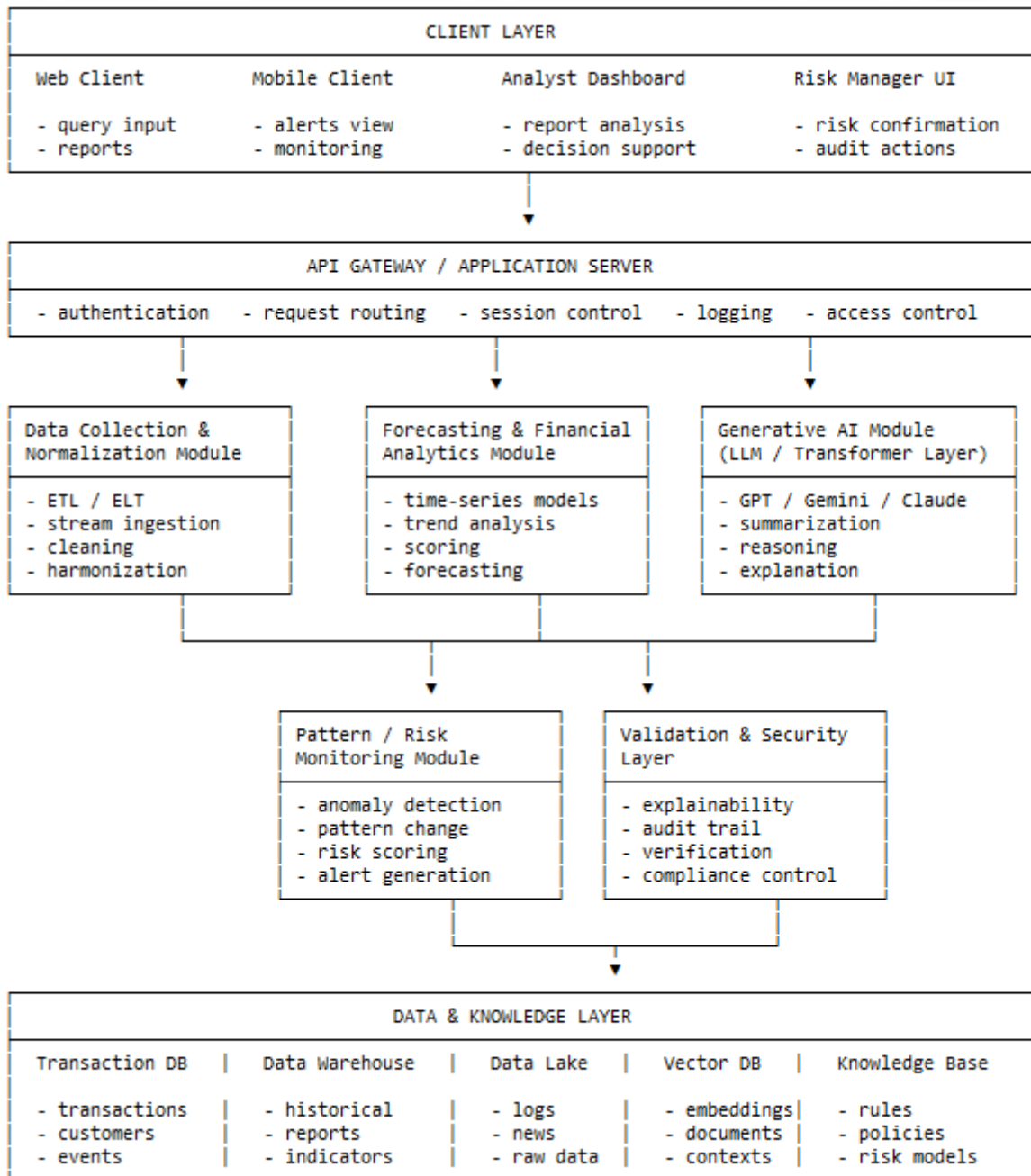


Рисунок 1 – Загальна клієнт-серверна архітектура fintech-системи з генеративним штучним інтелектом.

Другим рівнем є аналітичне подання даних, де доцільно поєднувати класичні засоби часової аналітики з генеративним семантичним шаром. У цьому підході числові часові ряди та транзакційні послідовності опрацьовуються спеціалізованими модулями для прогнозування, тоді як генеративна модель виконує функції контекстного узагальнення, пояснення, зв'язування подій і врахування зовнішнього інформаційного фону. Така інтеграція дозволяє

перейти від простого екстраполювання значень до інтерпретації фінансової динаміки у ширшому контексті, включаючи текстові сигнали з ринку, зміни в нормативному полі, аномалії в поведінці клієнтів або появу нетипових мережових зв'язків між подіями. З наукової точки зору це означає перехід від моноканальної моделі прогнозування до поліканальної системи семантико-часового аналізу.

Третім рівнем є генеративно-аналітичний рівень, у якому модель типу Gemini, Claude або GPT використовується для виконання задач аналізу над агрегованими даними. Причому, це не про довільну генерацію тексту, а про контрольоване формування аналітичних гіпотез, пояснення виявлених закономірностей, інтерпретацію причин зміни патернів, побудову текстових резюме для аналітиків та автоматизацію попередньої обробки кейсів. У цьому випадку особливого значення набувають генерація аргументів та агентні сценарії, які дають змогу зв'язувати модель із внутрішніми сховищами знань, зовнішніми базами, інструментами перевірки, табличними системами та документними джерелами. Завдяки цьому генеративна модель працює не як замкнена статистична система, а як аналітичний оркестратор, що поєднує пошук причин, інтерпретацію джерел, побудову висновку та передачу результату до наступного етапу перевірки.

Четвертим рівнем є модуль виявлення змін патернів і ризик-орієнтованого моніторингу. На відміну від класичних систем, орієнтованих на фіксовані пороги або наперед визначені сценарії, сучасна fintech-система повинна виявляти латентні структурні зміни у транзакційній поведінці, клієнтських профілях, часовій активності та взаємозв'язках між об'єктами. Це вимагає переходу до адаптивного аналізу, у якому відстежується не лише поява окремої аномалії, а й зміна конфігурації всієї поведінкової системи. Саме на даному етапі поєднання модулів для прогнозування даних та генеративної моделі трансформера відображає найбільший ефект: етап прогнозування сигналізує про статистичне відхилення, а модель трансформера інтерпретує його, пов'язує з контекстом і формує пояснення щодо можливих причин, рівня ризику та необхідних дій. Подібна логіка вже простежується в сучасних системах із використанням генеративного штучного інтелекту, де машинне навчання використовується для створення порогового значення ризику з інформаційними індикаторами й підтримкою подальшого розслідування.

П'ятим рівнем є рівень економічної кібербезпеки та валідації результатів. У фінансовому середовищі будь-яка генеративна система повинна працювати в умовах контролю достовірності, захисту даних, обмеження галюцинацій, перевірки джерел і аудитуваності висновків. Тому кінцевий аналітичний результат не може вважатися достатнім без проходження механізмів валідації, які перевіряють основу тверджень, логічну узгодженість висновків, відповідність

ISSN 2786-6025 Online

вимогам та можливість подальшого фінансового аудиту з участю людини. З огляду на це доцільно включати до архітектури механізми підтвердження фактів та окремі політики безпечного використання моделей. Такий підхід особливо актуальний в умовах зростання регуляторної уваги до ШІ у фінансах, концентраційних ризиків і залежності від сторонніх постачальників моделей та хмарних сервісів.

На основі запропонованої моделі представлено схему обробки клієнтського запиту, що зображено на рисунку 2.

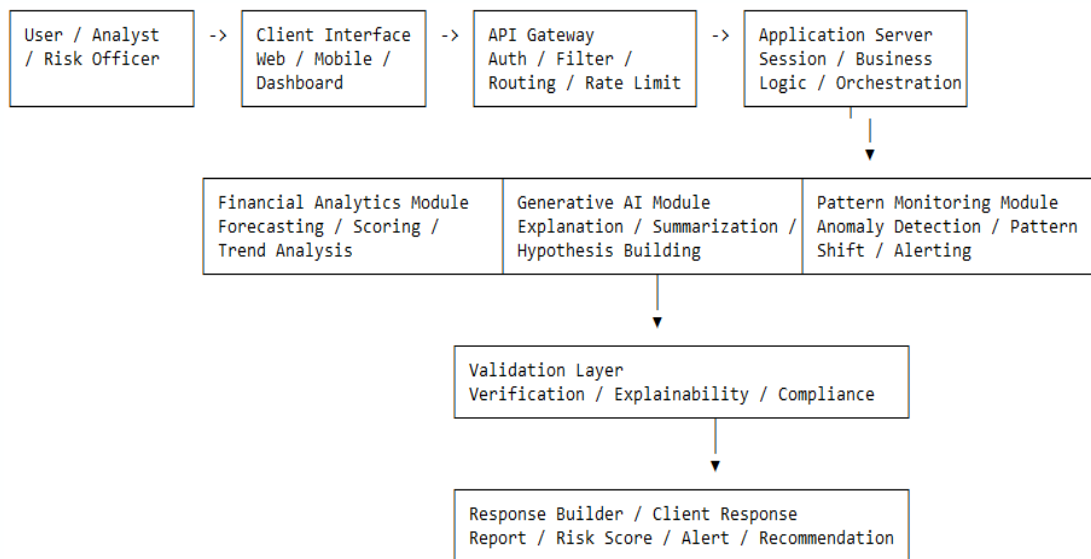


Рисунок 2 – Схема обробки клієнтського запиту у fintech-системі фінансової аналітики.

Отже, з позиції інформаційної технології найбільш перспективним є побудова гібридної fintech-системи, у якій генеративний штучний інтелект поєднується з прогнозованими часовими модулями, потоковим моніторингом даних, засобами виявлення змін патернів і механізмами кібербезпекової валідації. Перевага такого підходу полягає в тому, що він дозволяє не лише прогнозувати майбутні стани фінансової системи, а й пояснювати логіку цих прогнозів, оперативно виявляти аномальні зміни та інтегрувати результати у практичний процес аналітики, комплаєнсу та управління ризиками. Саме така синергія між генеративною аналітикою та моніторинговим рівнем формує підґрунтя для створення інтелектуальних fintech-систем нового покоління.

Висновки. У статті розглянуто сучасні підходи до застосування генеративного штучного інтелекту у fintech-системах фінансової аналітики для задач прогнозування та моніторингу даних. Встановлено, що сучасний етап розвитку фінансових інформаційних систем характеризується переходом від ізольованих моделей аналізу числових часових рядів або правил контролю до

гібридних архітектур, здатних поєднувати структуровані, неструктуровані та потокові джерела фінансової інформації. У цьому контексті генеративні моделі класу Gemini, Claude та GPT доцільно розглядати як інструменти високорівневого аналітичного узагальнення, інтерпретації та оркестрації процесів опрацювання даних, а не лише як засоби генерації природномовних відповідей. Проведений аналіз засвідчив, що ефективне використання генеративного штучного інтелекту у fintech неможливе без інтеграції з поточним моніторингом даних, механізмами аналізу, часовими моделями прогнозування, модулями виявлення змін патернів та засобами пояснюваного контролю. Саме така багаторівнева організація дає можливість перейти від реактивного аналізу окремих подій до проактивного виявлення ризикових станів, аномалій і латентних тенденцій у фінансовому середовищі. Це особливо важливо для систем, які функціонують у межах економічної кібербезпеки та потребують не лише точності, а й достовірності, аудитованості та керованості результатів. Таким чином, обґрунтовано доцільність використання гібридної інформаційної технології, в якій генеративний штучний інтелект функціонує як центральний аналітичний компонент у межах fintech-системи фінансової аналітики, прогнозування та моніторингу даних. Практичне значення такого підходу полягає у можливості створення інтелектуальних систем нового покоління для підтримки фінансового моніторингу, ризик-менеджменту, аналітичної інтерпретації динаміки даних та формування пояснюваних рішень у цифровому фінансовому середовищі. Перспективи подальших досліджень доцільно пов'язати з формалізацією архітектур часогенеративного аналізу, побудовою моделей адаптивного виявлення змін патернів, розробкою критеріїв валідації генеративних висновків і поглибленням механізмів безпечної інтеграції LLM у fintech-системи високої відповідальності.

Література:

1. Nejatbakhsh Y., Aliasgari M. Enhancing stock market prediction with hybrid deep learning: integrating LSTM, transformer attention, federated learning, and sentiment analysis // IEEE Access. 2026. Vol. 14. P. 3926–3942. DOI: 10.1109/ACCESS.2025.3649668.
2. A. Yarovy and D. Kudriavtsev, “FORMATION OF HIGHLY SPECIALIZED CHATBOTS FOR ADVANCED SEARCH”, IAPGOS, vol. 14, no. 1, pp. 67–70, Mar. 2024. Available at: <http://dx.doi.org/10.35784/iapgos.5628>.
3. Lei Y., Wang Z., Liu C., Wang T. ZiGong 1.0: a large language model for financial credit // 2025 IEEE 41st International Conference on Data Engineering Workshops (ICDEW). 2025. P. 266–270. DOI: 10.1109/ICDEW67478.2025.00038.
4. Khan A. T., Li S., Cao X. Bridging finance and AI: a comprehensive survey of large language models in financial system // Digital Finance. 2025. Vol. 7, No. 4. P. 679–701. DOI: 10.1007/s42521-025-00146-3.
5. Govinda K., Das S., Gupta A. Financial data analysis using large language models // ICT for Intelligent Systems (ICTIS 2025). Singapore : Springer, 2026. P. 237–248. DOI: 10.1007/978-981-96-8895-1_21.

6. Janakiraman A. AI agents for synthetic data generation in finance: enhancing security, privacy, and predictive analytics // The Impact of Artificial Intelligence on Finance: Transforming Financial Technologies. Cham : Springer, 2025. P. 33–51. DOI: 10.1007/978-3-031-92916-8_3.

7. Narasapuram N. K. та ін. Explainable artificial intelligence models for detecting suspicious bank transactions // International Journal of Machine Learning and Cybernetics. 2026. DOI: 10.1007/s13042-026-02994-w.

8. Akpan M. Generative artificial intelligence and the future of financial forecasting: evidence from large language models // Risk Governance and Control: Financial Markets & Institutions. 2025. Vol. 15, No. 4. P. 142–153. DOI: 10.22495/rgcv15i4p13.

9. Al-Ababneh H. A., Onyshko O., Panchenko A., Shashyna M. Using artificial intelligence for digital financial transaction monitoring. // Journal of Theoretical and Applied Information Technology // 2025. Vol. 103, No. 24. P. 10358–10371.

10. Ogunsusi, Kayode & Ayisi, Rufus & Offei, Alexandra & Giami, Kevin & Ogunsusi, Kazeem. (2026). Generative AI and Advanced Analytics for Financial Modeling, Valuation and Strategic Decision-Making.. American Journal of Applied Statistics and Economics. Vol. 5, No. 1. P. 97–112. DOI: 10.54536/ajase.v5i1.6986.

11. J. Zhang. Application of Generative Artificial Intelligence in Financial Innovation and Risk Management, FER, Vol. 3, No. 2, P. 28–33, Mar. 2026, DOI: 10.70267/fer.250302.2833.

References:

1. Nejatbakhsh Y., Aliasgari M. Enhancing stock market prediction with hybrid deep learning: integrating LSTM, transformer attention, federated learning, and sentiment analysis // IEEE Access. 2026. Vol. 14. P. 3926–3942. DOI: 10.1109/ACCESS.2025.3649668.

2. A. Yarovyi and D. Kudriavtsev, “FORMATION OF HIGHLY SPECIALIZED CHATBOTS FOR ADVANCED SEARCH”, IAPGOS, vol. 14, no. 1, pp. 67–70, Mar. 2024. Available at: <http://dx.doi.org/10.35784/iapgos.5628>.

3. Lei Y., Wang Z., Liu C., Wang T. ZiGong 1.0: a large language model for financial credit // 2025 IEEE 41st International Conference on Data Engineering Workshops (ICDEW). 2025. P. 266–270. DOI: 10.1109/ICDEW67478.2025.00038.

4. Khan A. T., Li S., Cao X. Bridging finance and AI: a comprehensive survey of large language models in financial system // Digital Finance. 2025. Vol. 7, No. 4. P. 679–701. DOI: 10.1007/s42521-025-00146-3.

5. Govinda K., Das S., Gupta A. Financial data analysis using large language models // ICT for Intelligent Systems (ICTIS 2025). Singapore : Springer, 2026. P. 237–248. DOI: 10.1007/978-981-96-8895-1_21.

6. Janakiraman A. AI agents for synthetic data generation in finance: enhancing security, privacy, and predictive analytics // The Impact of Artificial Intelligence on Finance: Transforming Financial Technologies. Cham : Springer, 2025. P. 33–51. DOI: 10.1007/978-3-031-92916-8_3.

7. Narasapuram N. K. та ін. Explainable artificial intelligence models for detecting suspicious bank transactions // International Journal of Machine Learning and Cybernetics. 2026. DOI: 10.1007/s13042-026-02994-w.

8. Akpan M. Generative artificial intelligence and the future of financial forecasting: evidence from large language models // Risk Governance and Control: Financial Markets & Institutions. 2025. Vol. 15, No. 4. P. 142–153. DOI: 10.22495/rgcv15i4p13.

9. Al-Ababneh H. A., Onyshko O., Panchenko A., Shashyna M. Using artificial intelligence for digital financial transaction monitoring. // Journal of Theoretical and Applied Information Technology // 2025. Vol. 103, No. 24. P. 10358–10371.

10. Ogunsusi, Kayode & Ayisi, Rufus & Offei, Alexandra & Giami, Kevin & Ogunsusi, Kazeem. (2026). Generative AI and Advanced Analytics for Financial Modeling, Valuation and Strategic Decision-Making.. American Journal of Applied Statistics and Economics. Vol. 5, No. 1. P. 97-112. DOI: 10.54536/ajase.v5i1.6986.

11. J. Zhang. Application of Generative Artificial Intelligence in Financial Innovation and Risk Management, FER, Vol. 3, No. 2, P. 28–33, Mar. 2026, DOI: 10.70267/fer.250302.2833.

Дата першого надходження статті до видання: 10.04.2026

Дата прийняття статті до друку після рецензування: 24.04.2026