

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>

Козловський Андрій Володимирович кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри комп'ютерних наук, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, <https://orcid.org/0000-0001-9697-1511>

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>

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

ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВИХ ПОКАЗНИКІВ ТА ПІДТРИМКИ ІНВЕСТИЦІЙНИХ РІШЕНЬ НА ОСНОВІ ГЕНЕРАТИВНОГО ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Анотація. У статті досліджено сучасні підходи до побудови інформаційних технологій прогнозування фінансових показників та підтримки інвестиційних рішень на основі нейронних мереж, трансформерних архітектур та генеративного штучного інтелекту.

Актуальність роботи обумовлена стрімким зростанням обсягів фінансових даних, високою динамічністю ринкового середовища, необхідністю аналізу складних часових залежностей і підвищенням вимог до точності прогнозування в умовах невизначеності.

Показано, що класичні економетричні методи прогнозування, зокрема ARIMA, GARCH, лінійна регресія та статистичні моделі часових рядів, мають обмеження при аналізі багатовимірних нелінійних фінансових процесів. У зв'язку з цим сучасні fintech-системи дедалі активніше використовують реку-

ISSN 2786-6025 Online

рентні нейронні мережі, Long Short-Term Memory, Transformer-архітектури, механізми уваги та великі мовні моделі для аналізу часових рядів, текстових фінансових джерел і підтримки прийняття рішень.

У роботі проаналізовано особливості застосування LSTM, Informer, Autoformer, Temporal Fusion Transformer, FinGPT, BloombergGPT та Explainable AI у задачах прогнозування фінансових показників, оцінювання ризиків, ESG-аналізу та портфельної оптимізації. Запропоновано концепцію багаторівневої інформаційної технології, яка інтегрує модулі потокового моніторингу даних, аналізу текстової інформації, генеративного штучного інтелекту та систем підтримки інвестиційних рішень.

Наукова новизна роботи полягає у формалізації підходу до інтеграції нейронних мереж, трансформерних архітектур, генеративного штучного інтелекту у задачах прогнозування фінансових показників і підтримки інвестиційних рішень із урахуванням ризиків, ESG-факторів та мультимодального аналізу даних.

Практичне значення результатів полягає у можливості створення інтелектуальних fintech-систем нового покоління для прогнозування ринкових змін, аналізу фінансових ризиків, ESG-моніторингу, автоматизації роботи аналітиків та підтримки стратегічних фінансових рішень.

Ключові слова: алгоритмізація, програмування, ООП, нейронна мережа, штучний інтелект, експертний аналіз, прийняття рішень, оптимізація, інформаційні технології, прогнозування, моніторинг.

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 at the Department for Computer Science, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, <https://orcid.org/0000-0001-7116-7869>

Kozlovskiy Andrii Volodymyrovych Candidate of Engineering Sciences, Associate Professor, Associate Professor at the Department for Computer Science, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, <https://orcid.org/0000-0001-9697-1511>

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

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>

INFORMATION TECHNOLOGY FOR FINANCIAL FORECASTING AND INVESTMENT DECISION SUPPORT BASED ON GENERATIVE ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Abstract. The article investigates modern approaches to the development of information technologies for financial forecasting and investment decision support based on neural networks, transformer architectures, and generative artificial intelligence. The relevance of the study is determined by the rapid growth in financial data volumes, the high dynamics of the market environment, the necessity to analyze complex temporal dependencies, and the increasing requirements for forecasting accuracy under conditions of uncertainty.

It is demonstrated that classical econometric forecasting methods, including ARIMA, GARCH, linear regression, and statistical time-series models, exhibit significant limitations when analyzing multidimensional nonlinear financial processes. In this regard, modern fintech systems increasingly employ recurrent neural networks, Long Short-Term Memory architectures, transformer-based models, attention mechanisms, and large language models for time-series analysis, financial text processing, and decision support.

The paper analyzes the application features of LSTM, Informer, Autoformer, Temporal Fusion Transformer, FinGPT, BloombergGPT, and Explainable AI in tasks related to financial forecasting, risk assessment, ESG analysis, and portfolio optimization.

A concept of a multi-level information technology architecture is proposed, integrating modules for real-time data stream monitoring, financial text analysis, generative artificial intelligence, and investment decision support systems.

The scientific novelty of the study lies in the formalization of an approach to integrating neural networks, transformer architectures, and generative artificial intelligence into financial forecasting and investment decision-support tasks while considering risks, ESG factors, and multimodal data analysis.

The practical significance of the obtained results consists in the possibility of developing next-generation intelligent fintech systems for forecasting market changes, analyzing financial risks, ESG monitoring, automating analysts' activities, and supporting strategic financial decision-making processes.

Keywords: algorithmization, programming, object-oriented programming, neural network, artificial intelligence, expert analysis, decision making, optimization, information technology, forecasting, monitoring.

Постановка проблеми. Сучасний фінансовий сектор функціонує в умовах постійної зміни ринкових параметрів, високої волатильності активів, зростання кількості фінансових операцій та значного обсягу інформаційних потоків. Цифровізація фінансового середовища призвела до формування складних багатофакторних систем, у яких фінансові показники залежать не лише від економічних параметрів, а й від поведінкових, соціальних, політичних та інформаційних факторів [1].

Класичні економетричні моделі прогнозування, включаючи ARIMA, GARCH, VAR та лінійні регресійні підходи, демонструють обмеження при роботі з нелінійними часовими залежностями, сильно зашумленими даними та мультимодальними джерелами інформації. Особливо складними є задачі, пов'язані з прогнозуванням фінансових часових рядів, оцінюванням ризиків, підтримки інвестиційних рішень та виявлення аномалій. Сучасні фінансові системи потребують використання моделей, здатних:

- аналізувати довгі часові послідовності;
- працювати зі структурованими та текстовими даними;
- інтегрувати мультимодальні джерела інформації;
- забезпечувати пояснюваність результатів;
- адаптуватися до зміни ринкових режимів.

Одним із найбільш перспективних напрямів розвитку fintech-систем є використання нейронних мереж, трансформерних архітектур та генеративного штучного інтелекту. Рекурентні нейронні мережі забезпечують аналіз часових залежностей, тоді як Transformer-моделі дозволяють виконувати глобальний контекстний аналіз фінансової інформації [1, 2].

Разом із цим використання AI у фінансових системах формує нові проблеми:

- ризик перенавчання моделей;
- недостатню інтерпретованість;
- нестабільність прогнозів;
- проблему hallucination у Generative AI;
- складність контролю AI-рішень;
- необхідність відповідності регуляторним вимогам.

У зв'язку з цим актуальною задачею є розробка комплексної інформаційної технології прогнозування фінансових показників і підтримки інвестиційних рішень на основі нейронних мереж, трансформерних моделей та генеративного штучного інтелекту [1, 3].

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Дослідження у сфері використання штучного інтелекту у фінансовій аналітиці демонструють

стрімкий розвиток підходів до прогнозування часових рядів, портфельного управління та аналізу фінансових ризиків.

Одним із перших напрямів використання deep learning у фінансовому прогнозуванні стали рекурентні нейронні мережі та архітектури Long Short-Term Memory. У роботі Fischer та Krauss доведено ефективність LSTM-моделей для класифікації та прогнозування акцій індексу S&P 500 [4].

Також було запропоновано гібридну модель stacked autoencoder + LSTM для прогнозування фінансових часових рядів. Автори показали, що комбінування глибокого виділення ознак із часовими нейронними мережами дозволяє підвищити якість прогнозування [5].

Подальший розвиток отримали Transformer-архітектури. Значний вплив на розвиток сучасних систем штучного інтелекту мала робота Vaswani та ін. «Attention Is All You Need», у якій запропоновано self-attention механізм [6].

У задачах прогнозування часових рядів активно використовуються моделі Informer, Autoformer, FEDformer та Temporal Fusion Transformer. Їх перевагою є можливість ефективної роботи з довгими фінансовими послідовностями та мультимодальними даними.

Окремий напрям досліджень пов'язаний із використанням генеративного штучного інтелекту у фінансовій аналітиці [6]. Моделі BloombergGPT, FinGPT та FinBERT використовуються для:

- аналізу фінансових новин;
- генерації звітів;
- семантичного аналізу ринку;
- автоматизації роботи аналітиків;
- ESG-аналізу.

У сфері базових фінансових інструментів значна увага приділяється ESG-моделям. Роботи Berg, Christensen, Cheng та інших авторів демонструють вплив ESG-факторів на ризики, вартість капіталу та фінансову стійкість компаній. Водночас сучасні дослідження наголошують на необхідності використання штучного інтелекту у fintech-системах [3, 6]. Rudin, Arrieta та інші автори підкреслюють важливість інтерпретованості ШІ-моделей у системах високої відповідальності [7].

Аналіз сучасних досліджень свідчить про необхідність створення інтегрованих інформаційних технологій, які поєднують:

- часове прогнозування;
- трансформерний аналіз;
- ESG-моделювання;
- генеративний штучний інтелект;
- системи підтримки прийняття рішень та експертні системи.

Метою статті є дослідження особливостей використання нейронних мереж, трансформерних архітектур, генеративного штучного інтелекту в задачах прогнозування фінансових показників і підтримки інвестиційних рішень, а також формалізація концепції інтегрованої fintech-системи фінансової аналітики із розробкою багаторівневої архітектури комплексної інформаційної технології.

Виклад основного матеріалу. Сучасні fintech-системи прогнозування фінансових показників характеризуються високою складністю внутрішньої структури, необхідністю обробки великих обсягів різнорідних даних та потребою у забезпеченні адаптивності до динамічних змін ринкового середовища. У зв'язку з цим доцільним є використання багаторівневої архітектури інформаційної технології, у межах якої окремі модулі виконують спеціалізовані функції збору, аналізу, прогнозування та підтримки прийняття рішень.

Запропонована інформаційна технологія базується на інтеграції методів аналізу часових рядів, трансформерних моделей, генеративного штучного інтелекту у межах єдиного інтелектуального fintech-середовища. Архітектура системи передбачає взаємодію декількох логічно пов'язаних рівнів, кожен із яких виконує окрему функціональну роль у процесі формування прогнозів і підтримки фінансової аналітики.

Першим рівнем архітектури є рівень збору та агрегації даних. Даний компонент забезпечує інтеграцію фінансової інформації із зовнішніх і внутрішніх джерел даних. Особливістю сучасного фінансового середовища є мультимодальний характер інформаційних потоків, оскільки фінансові рішення формуються не лише на основі числових часових рядів, але й під впливом текстових, поведінкових та інформаційних факторів. У зв'язку з цим система повинна підтримувати обробку біржових котирувань, макроекономічних показників, даних фінансової звітності, ESG-індикаторів, потоків новин, аналітичних оглядів, соціальних сигналів та поведінкових параметрів ринку.

На цьому етапі також виконується первинна синхронізація даних, усунення шуму, нормалізація параметрів, виявлення аномалій та часове вирівнювання інформаційних потоків. Особливо важливим є забезпечення синхронізації різночастотних даних, оскільки фінансові часові ряди можуть мати секундну, хвилинну, денну або квартальну частоту оновлення. Таким чином, рівень збору та агрегації даних формує єдиний інформаційний простір, який надалі використовується для побудови прогнозних моделей.

Наступним компонентом архітектури є рівень прогнозування часових рядів. Основним його призначенням є аналіз часових залежностей та формування прогнозів фінансових показників на основі історичних даних. Для

реалізації даного процесу використовуються рекурентні нейронні мережі типу Long Short-Term Memory, які забезпечують можливість аналізу довгострокових залежностей у фінансових послідовностях. Використання LSTM-моделей дозволяє враховувати складні часові патерни, сезонність, циклічність та приховані взаємозв'язки між фінансовими показниками. На відміну від класичних статистичних методів, рекурентні нейронні мережі здатні адаптивно формувати внутрішні представлення часових процесів без необхідності ручного виділення ознак [2].

У сучасних fintech-системах особливу роль відіграють також Transformer-архітектури, які забезпечують можливість аналізу довгих послідовностей даних за допомогою механізмів self-attention [8]. На відміну від рекурентного підходу, трансформерні моделі виконують паралельний аналіз часових залежностей, що дозволяє значно підвищити ефективність обробки великих фінансових послідовностей. Transformer-моделі використовуються для довгострокового прогнозування ринкових тенденцій, аналізу складних взаємозалежностей між фінансовими параметрами та інтеграції часових і текстових джерел інформації. Особливо важливим є використання спеціалізованих архітектур, таких як Informer, Autoformer та Temporal Fusion Transformer, які адаптовані до роботи із фінансовими часовими рядами.

Важливим компонентом інформаційної технології є семантичний рівень аналізу фінансової інформації. Його основною задачею є аналіз текстових джерел даних, які можуть містити суттєві сигнали щодо зміни ринкових тенденцій, поведінки інвесторів та фінансових ризиків. До таких джерел належать фінансові новини, earnings calls, аналітичні звіти, документи SEC, ESG-звіти та соціальні сигнали.

Семантичний аналіз виконується за допомогою великих мовних моделей та Transformer-архітектур, здатних формувати контекстні представлення текстової інформації. Використання attention-механізмів дозволяє визначати найбільш важливі фрагменти тексту, які впливають на фінансові прогнози або оцінювання ризиків. Інтеграція часових рядів та текстового аналізу формує мультимодальне середовище фінансової аналітики, у межах якого система здатна враховувати не лише числові зміни ринку, але й інформаційний контекст фінансових подій.

Подальшим рівнем архітектури є рівень портфельної оптимізації та управління ризиками. Основним його завданням є формування оптимальних інвестиційних стратегій на основі прогнозованих параметрів ринку та оцінених ризиків.

Класичні моделі оптимізації, засновані на теорії Марковіца, доповнюються сучасними ШІ-підходами, які дозволяють враховувати динамічний характер фінансових ринків та складні нелінійні взаємозв'язки між активами [9].

В межах даного рівня використовуються також методи reinforcement learning, які дозволяють реалізувати адаптивне управління інвестиційними портфелями та dynamic rebalancing залежно від зміни ринкових умов.

Особливістю сучасних систем є інтеграція ESG-факторів у процес портфельної оптимізації. Це дозволяє враховувати sustainability-ризик, екологічні показники, корпоративне управління та соціальні аспекти під час формування інвестиційних рішень. Окреме місце в архітектурі займає рівень генеративного AI, який забезпечує автоматизацію фінансової аналітики та генерацію інтелектуальних аналітичних висновків.

Використання великих мовних моделей, таких як FinGPT та Bloomberg-GPT, дозволяє виконувати генерацію фінансових звітів, аналіз ринкових тенденцій, пояснення прогнозів та автоматизацію роботи фінансових аналітиків.

Даний рівень також реалізує методи Retrieval-Augmented Generation, у межах якого генеративні моделі інтегруються із системами пошуку фінансової інформації та структурами графів.

Це дозволяє підвищити достовірність результатів і зменшити ризик hallucination при генерації фінансових висновків [10].

Однією з найважливіших складових сучасної fintech-архітектури є рівень пояснення за допомогою AI. Його призначенням є забезпечення прозорості AI-моделей та пояснення причин формування прогнозів або інвестиційних рекомендацій.

У сучасних фінансових системах проблема пояснення є критично важливою через високий рівень відповідальності рішень на основі штучного інтелекту. Саме тому система повинна забезпечувати можливість аналізу внеску окремих факторів у результати прогнозування. Для реалізації пояснення використовуються методи SHAP, LIME, attention visualization та локальні інтерпретаційні моделі [7].

Використання штучного інтелекту дозволяє підвищити довіру до системи, забезпечити аудит AI-рішень, реалізувати регулювання та зменшити ризики використання «black-box» моделей у fintech-середовищі.

Завершальним рівнем архітектури є рівень підтримки прийняття рішень. Саме на цьому етапі виконується інтеграція прогнозів, ризикових оцінок, ESG-аналітики та пояснюваних висновків у єдину систему підтримки фінансових рішень.

Даний рівень забезпечує формування інвестиційних рекомендацій, оцінювання фінансових ризиків, генерацію сценаріїв розвитку ринку, моніторинг аномалій, а також підтримку стратегічного планування.

На основі реалізації гібридної архітектури подано загальну схему інформаційної технології, що зображено на рис. 1.

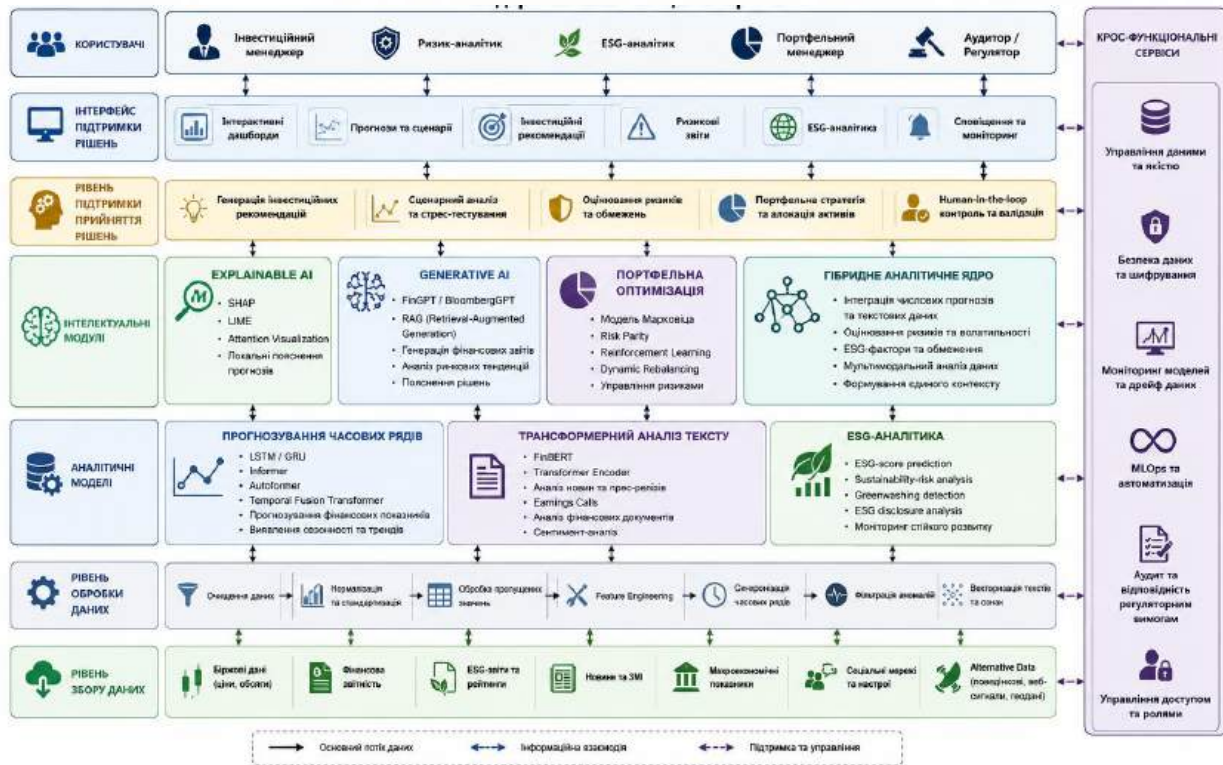


Рисунок 1 – Узагальнена схема гібридної архітектури інформаційної технології прогнозування фінансових показників та підтримки інвестиційних рішень на основі генеративного штучного інтелекту

Таким чином, запропонована багаторівнева архітектура інформаційної технології дозволяє реалізувати інтегровану fintech-систему, здатну виконувати прогнозування фінансових показників, аналіз ризиків, мультимодальний аналіз інформації та підтримку інвестиційних рішень у межах єдиного інтелектуального середовища.

Висновки. У результаті проведеного дослідження проаналізовано сучасні підходи до побудови інформаційних технологій прогнозування фінансових показників та підтримки інвестиційних рішень на основі нейронних мереж, трансформерних архітектур, Generative AI та Explainable AI.

Встановлено, що сучасний фінансовий сектор характеризується високою динамічністю, значною кількістю різнорідних інформаційних потоків, складними нелінійними залежностями та необхідністю оперативного прийняття рішень в умовах невизначеності, що обумовлює потребу у використанні інтелектуальних моделей нового покоління.

В ході дослідження показано, що класичні економетричні методи прогнозування, включаючи ARIMA, GARCH та статистичні регресійні підходи, мають суттєві обмеження при аналізі складних фінансових процесів, оскільки

ISSN 2786-6025 Online

не забезпечують достатньої адаптивності до мультимодального характеру сучасних фінансових даних, нелінійних часових залежностей та швидкої зміни ринкових режимів. У зв'язку з цим, доведено доцільність використання рекурентних нейронних мереж та Transformer-архітектур, здатних формувати складні внутрішні представлення часових процесів і контекстних взаємозв'язків між фінансовими параметрами.

Встановлено, що моделі типу Long Short-Term Memory забезпечують ефективне прогнозування часових рядів завдяки можливості врахування довгострокових залежностей, сезонності та прихованих патернів фінансових процесів. Одночасно використання Transformer-моделей дозволяє реалізувати глобальний контекстний аналіз часових послідовностей і текстових джерел інформації на основі attention-механізмів, що суттєво підвищує якість аналізу фінансового середовища.

У роботі обґрунтовано доцільність інтеграції мультимодального підходу до фінансової аналітики, у межах якого числові часові ряди, текстові фінансові документи, ESG-звіти, поведінкові сигнали та новинні потоки формують єдиний інформаційний простір прогнозування. Показано, що інтеграція структурованих і неструктурованих даних дозволяє суттєво покращити якість оцінювання ризиків, підтримки інвестиційних рішень та виявлення ринкових змін.

Особливу увагу приділено використанню Generative AI у системах financial analytics. Встановлено, що великі мовні моделі, зокрема FinGPT, BloombergGPT та інші domain-specific LLM, здатні автоматизувати значну частину аналітичних процесів, включаючи генерацію фінансових звітів, аналіз ринкових тенденцій, семантичну інтерпретацію фінансових документів та підтримку стратегічного планування. Показано, що використання Retrieval-Augmented Generation дозволяє підвищити достовірність генеративних моделей та забезпечити інтеграцію AI-систем із зовнішніми фінансовими джерелами даних.

У дослідженні також встановлено, що однією з ключових проблем сучасних fintech-систем залишається недостатня інтерпретованість моделей штучного інтелекту. У зв'язку з цим обґрунтовано необхідність використання моделей AI для прозорості прийняття рішень як невід'ємного компонента фінансових інформаційних технологій. Доведено, що застосування SHAP, LIME, attention visualization та інших методів таких моделей штучного інтелекту дозволяє забезпечити прозорість прогнозів, аудит рішень AI, підвищення рівня довіри до системи та відповідність регуляторним вимогам. В межах дослідження запропоновано концепцію багаторівневої архітектури інформаційної технології прогнозування фінансових показників та підтримки інвестиційних рішень, яка включає рівні збору й агрегації даних, прогнозування

часових рядів, трансформерного аналізу, портфельної оптимізації, генеративного штучного інтелекту та систем підтримки прийняття рішень. На відміну від традиційних fintech-підходів, запропонована архітектура забезпечує інтеграцію часового прогнозування, семантичного аналізу та генеративної фінансової аналітики у межах єдиного інтелектуального середовища.

Практичне значення результатів дослідження полягає у можливості створення інтелектуальних сучасних fintech-систем для: прогнозування фінансових часових рядів; аналізу ризиків; ESG-моніторингу; автоматизації роботи фінансових аналітиків; підтримки інвестиційних рішень; виявлення аномалій; аналізу поведінкових факторів ринку; стратегічного фінансового планування.

Отримані результати можуть бути використані при створенні систем фінансової аналітики, інтелектуальних платформ управління інвестиційними портфелями, fintech-рішень на основі штучного інтелекту, систем моніторингу ризиків та цифрових фінансових асистентів.

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. 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. 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. 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. 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: 08.05.2026

Дата прийняття статті до друку після рецензування: 24.05.2026