

УДК 336.76:004.8

Східницька Галина Володимирівна

кандидат економічних наук, доцент,
доцент кафедри фінансів, банківської
справи та страхування
Львівський національний університет
ветеринарної медицини та біотехнологій
імені С.З. Гжицького
ORCID: 0000-0003-0333-1721

Марчук Златіна Петрівна

молодший науковий співробітник
Національний університет оборони
України
ORCID: 0009-0003-5575-3093

Гончар Галина Петрівна

кандидат економічних наук, доцент,
доцент кафедри фундаментальних
та спеціальних дисциплін
Чортківський навчально-науковий
інститут підприємництва і бізнесу
Західноукраїнський національний
університет
ORCID: 0000-0002-1484-1666

<https://doi.org/10.25313/3083-7782-2026-5-37>

ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ВОЛАТИЛЬНОСТІ ФІНАНСОВИХ РИНКІВ

Анотація. Вступ. Цифровізація фінансового сектору, зростання обсягів інформаційних потоків і посилення нестабільності глобальних ринків підвищують значення прогнозування волатильності фінансових активів для систем фінансової аналітики та ризик-менеджменту. Традиційні економетричні моделі мають обмежену здатність адаптуватися до нелінійної динаміки ринку та кризових інформаційних змін, що актуалізує використання алгоритмів штучного інтелекту у процесах фінансового прогнозування.

Мета. Метою дослідження є розроблення та емпіричне оцінювання адаптивного підходу до прогнозування волатильності фінансових ринків на основі інтеграції економетричних моделей та алгоритмів штучного інтелекту.

Матеріали і методи. Матеріалами дослідження слугували наукові праці вітчизняних і зарубіжних учених у сфері фінансової аналітики, цифрових технологій, машинного навчання та ризик-менеджменту, а також статистичні дані фондового ринку. Інформаційну основу емпіричного дослідження сформовано на базі щоденних даних фондового індексу S&P 500 за 2020–2025 рр. У процесі дослідження використано методи теоретичного узагальнення, порівняльного та економіко-статистичного аналізу, методи машинного навчання, а також показники RMSE і MAE для валідації точності прогнозування моделей ARIMA, GARCH, RF та LSTM.

Результати. У статті розкрито економічну сутність волатильності фінансових ринків та визначено функціональні можливості моделей штучного інтелекту у процесах фінансового прогнозування. Проведено порівняльне оцінювання ефективності моделей ARIMA, GARCH, RF та LSTM у прогнозуванні ринкової волатильності. Встановлено, що модель LSTM забезпечила найвищу точність прогнозування та найнижчі значення RMSE і MAE порівняно з класичними економетричними моделями. Виявлено, що використання комбінованих моделей GARCH-LSTM дозволяє підвищити адаптивність прогнозування у кризових ринкових умовах та знизити рівень прогнозної похибки. Запропоновано адаптивний комбінований підхід до прогнозування волатильності фінансових ринків, який інтегрує аналіз часових рядів, алгоритми машинного навчання та модуль оцінювання інформаційного фону у межах єдиної системи фінансової аналітики та ризик-менеджменту.

Перспективи. Подальші дослідження доцільно спрямувати на розроблення пояснюваних моделей штучного інтелекту, удосконалення механізмів адаптивного перенавчання алгоритмів та інтеграцію поведінкової аналітики й макроекономічних індикаторів у системи прогнозування волатильності фінансових ринків.

Ключові слова: фінансовий ринок, фінансова аналітика, ризик-менеджмент, алгоритмічне моделювання, машинне навчання, цифрові фінанси, ринкові коливання, прогнозні системи, інтелектуальні алгоритми.



Copyright © The Author(s).

This is an open access article distributed under the terms
of the Creative Commons Attribution License 4.0
(<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

Постановка проблеми. Волатильність фінансових ринків є одним із ключових індикаторів нестабільності економічних систем, оскільки відображає динаміку змін цін активів, рівень ризику та чутливість ринку до зовнішніх і внутрішніх факторів. В умовах глобалізації, цифровізації фінансового сектору та посилення геополітичної нестабільності традиційні підходи до прогнозування ринкових коливань дедалі частіше виявляються недостатньо адаптивними до швидких змін інформаційного середовища. Особливої актуальності ця проблема набуває в умовах високочастотної торгівлі, стрімкого зростання обсягів фінансових даних та поширення алгоритмічних систем прийняття рішень, де точність прогнозування волатильності безпосередньо впливає на ефективність управління ризиками, інвестиційні стратегії та фінансову безпеку учасників ринку.

У цьому контексті використання технологій штучного інтелекту (ШІ) відкриває нові можливості для аналізу складних нелінійних залежностей, автоматизованої обробки великих масивів даних і виявлення прихованих закономірностей поведінки фінансових ринків. Моделі ШІ здатні враховувати широкий спектр факторів — від макроекономічних показників і біржових індикаторів до новинного фону та поведінкових сигналів інвесторів, що суттєво підвищує адаптивність і точність прогнозних систем. Водночас практичне впровадження інтелектуальних алгоритмів у процеси фінансового прогнозування супроводжується проблемами інтерпретованості моделей, нестабільності результатів у кризових умовах, високої залежності від якості даних та складності інтеграції рішень на основі ШІ у систему фінансового менеджменту. Це зумовлює необхідність подальшого наукового обґрунтування методичних підходів до використання ШІ для прогнозування волатильності фінансових ринків з урахуванням сучасних економічних викликів і потреб практики.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Огляд сучасних досліджень свідчить про активний розвиток наукових підходів до використання ШІ у прогнозуванні волатильності фінансових ринків, де поєднуються аналітичні, поведінкові та алгоритмічні аспекти фінансового прогнозування. Куба Б. О. досліджує можливість статистичного аналізу валютної пари «євро–долар» із використанням інструментів ШІ, обґрунтовуючи доцільність їх застосування для підвищення точності валютного прогнозування [1]. Скидан П. В. та Замрій І. В. розвивають цей напрям через формування методики оцінювання ефективності моделей прогнозування поведінки фінансових ринків, акцентуючи увагу на критеріях достовірності та адаптивності прогнозних систем [2]. Чорновол А. О., співавтори аналізують використання бізнес-аналітики у формуванні стратегій управління ризиками на фондовому ринку, підкреслюючи значення інтелектуальної обробки даних для оцінювання ринкової нестабільності [3]. Крищенко К. Є., співавтори досліджують роль бізнес-аналітики у стратегічному менеджменті фінансових деривативів для хеджування ризиків, визначаючи аналітичні системи як основу прогнозування ризикових сценаріїв [4]. Чорновол А. О., співавтори обґрунтовують ефективність використання ШІ в управлінні фінансовими ризиками банків і страхових компаній, акцентуючи на автоматизації аналітичних процесів та підвищенні точності оцінювання ризиків [5]. Вакалюк Т., співавтори систематизують сучасні алгоритми машинного навчання та ШІ для аналізу фінансових даних, визначаючи перспективи їх інтеграції у фінансову аналітику [6]. Кудрицький Є. В. досліджує класифікацію методів економічного аналізу міжнародних інвестицій на засадах ШІ, обґрунтовуючи необхідність використання інтелектуальних моделей у процесах оцінювання інвестиційної привабливості [7].

Суттєвий внесок у розвиток досліджуваної проблематики здійснено у міжнародних дослідженнях, присвячених прогнозуванню ринкової волатильності та фінансових ризиків на основі ШІ. С. Боггаварапу (S. Boggavarapu) та співавтори досліджують використання автономних систем ШІ для прогнозування волатильності міжнародних фондових ринків, підкреслюючи значення автоматизованих алгоритмів у процесах високочастотного аналізу [8]. С. Яламаті (S. Yalamati) обґрунтовує роль ШІ у системі ризик-менеджменту через прогнозування ринкової волатильності та оцінювання фінансової нестабільності [9]. Т. Рані (T. Rani) та співавтори аналізують можливості використання безпілотних систем ШІ у прогнозуванні волатильності міжнародних фінансових ринків, акцентуючи увагу на швидкості обробки ринкових даних [10]. К. Лін (C. Lin) та співавтори досліджують ефективність ШІ у зниженні фондової волатильності, спричиненої емоційними рішеннями інвесторів, підкреслюючи роль поведінкових факторів у фінансовому прогнозуванні [11]. Р. Чопра (R. Chopra) та Г. Д. Шарма (G. D. Sharma) формують критичний огляд застосування ШІ у прогнозуванні фондового ринку та визначають перспективні напрями подальших досліджень у цій сфері [12]. П. К. Шолапурапу (P. K. Sholapurapu) обґрунтовує ефективність AI-driven моделей фінансового прогнозування для підвищення точності оцінювання ринкових коливань у нестабільних умовах [13]. П. Пасам (P. Pasam) та співавтори досліджують поєднання фінансової інженерії та ШІ у процесах розроблення прогнозних моделей волатильності ринку [14]. Г. Коен (G. Cohen) аналізує алгоритмічну торгівлю та фінансове прогнозування на основі сучасних методологій ШІ, акцентуючи на інтеграції інтелектуальних алгоритмів у системи автоматизованого управління фінансовими операціями [15].

Незважаючи на активний розвиток технологій ШІ у фінансовому секторі, недостатньо дослідженими залишаються питання адаптації інтелектуальних моделей до нестабільного інформаційного середовища, впливу поведінкових та інформаційних факторів на точність прогнозів, а також забезпечення прозорості й надійності прогнозних рішень у системі фінансової аналітики. Більшість існуючих досліджень зосереджені

переважно на технічних характеристиках алгоритмів без комплексного врахування специфіки ринкової динаміки та кризових змін.

Актуальність подальшого дослідження пов'язана з необхідністю формування цілісних підходів до використання ШІ у прогнозуванні волатильності фінансових ринків, здатних поєднувати точність прогнозування, адаптивність моделей та ефективність управління ризиками. Це дозволяє поглибити наукове розуміння механізмів використання ШІ у фінансовому прогнозуванні та обґрунтувати практичні напрями підвищення стійкості аналітичних систем в умовах високої ринкової невизначеності.

Наукова новизна дослідження полягає у розробленні адаптивного комбінованого підходу до прогнозування волатильності фінансових ринків на основі інтеграції моделей GARCH та LSTM із модулем аналізу інформаційного фону, що дозволяє підвищити точність прогнозування у кризових ринкових умовах.

Метою статті є розроблення теоретико-методичних підходів і практичних рекомендацій щодо використання ШІ для прогнозування волатильності фінансових ринків з урахуванням сучасних тенденцій цифровізації та зростання динамічності фінансового середовища.

Завдання статті:

1. Уточнити сутність волатильності фінансових ринків та функціональні можливості ШІ у процесах її прогнозування.

2. Обґрунтувати підходи до використання моделей ШІ у фінансовій аналітиці та управлінні ризиками.

3. Виявити проблеми та розробити рекомендації щодо підвищення ефективності застосування ШІ у прогнозуванні ринкової волатильності.

Матеріали і методи. Матеріалами дослідження слугували наукові праці вітчизняних і зарубіжних учених у сфері фінансової аналітики, цифрових технологій, прогнозування ринкової волатильності та управління фінансовими ризиками, а також статистичні й аналітичні дані фондового ринку. Інформаційну основу емпіричного дослідження сформовано на базі щоденних даних фондового індексу S&P 500 за 2020–2025 рр., отриманих із платформи Yahoo Finance. Вибірка охоплює періоди кризової нестабільності, пов'язаної з пандемічними, інфляційними та геополітичними факторами, що дозволило оцінити ефективність моделей прогнозування як у стабільних, так і в кризових ринкових умовах.

У процесі дослідження використано методи теоретичного узагальнення та систематизації — для уточнення сутності волатильності фінансових ринків і функціональних можливостей моделей штучного інтелекту; порівняльного аналізу — для зіставлення ефективності моделей ARIMA, GARCH, RF та LSTM; економіко-статистичного аналізу — для оцінювання динаміки ринкових коливань; методи машинного навчання — для формування прогнозних моделей волатильності; RMSE та MAE — для валідації точності прогнозування; а також логічного узагальнення — для формування висновків і практичних рекомендацій щодо інтеграції моделей ШІ у систему фінансової аналітики та ризик-менеджменту.

Виклад основного матеріалу. Волатильність фінансових ринків характеризує інтенсивність і частоту змін вартості фінансових активів у певному часовому проміжку та виступає важливим індикатором рівня ринкового ризику. Її динаміка формується під впливом макроекономічних, політичних, поведінкових та інформаційних факторів, що ускладнює процес прогнозування в умовах нестабільного середовища. Традиційні статистичні моделі оцінювання волатильності часто орієнтовані на лінійні залежності та історичні закономірності, тоді як сучасні фінансові ринки характеризуються високою швидкістю зміни параметрів, значними обсягами неструктурованих даних і нелінійністю ринкових реакцій. У таких умовах використання ШІ забезпечує можливість глибшого аналізу взаємозв'язків між фінансовими показниками, автоматизованого виявлення аномалій та адаптації прогнозних моделей до динамічних змін ринкового середовища (табл. 1).

В умовах сучасної фінансової цифровізації функціональні можливості ШІ дедалі активніше використовуються не лише для короткострокового прогнозування ринкових коливань, а й для формування адаптивних систем управління ризиками. Практичне значення таких моделей особливо помітне на фондових і валютних ринках, де швидкість реакції на інформаційні зміни безпосередньо впливає на результативність інвестиційних рішень. Наприклад, алгоритми машинного навчання здатні аналізувати біржові котирування одночасно з новинним фоном, публікаціями центральних банків, динамікою процентних ставок і поведінковими сигналами інвесторів, що дає змогу виявляти потенційні сплески волатильності ще до їх повного прояву на ринку.

У практиці інвестиційних компаній моделі ШІ застосовуються для автоматизованого коригування структури портфеля залежно від зміни ринкових ризиків, а у сфері алгоритмічної торгівлі — для прогнозування короткострокових цінових коливань у режимі реального часу [2, с. 138]. Водночас цінність ШІ полягає не лише у швидкості обробки даних, а й у здатності працювати з нелінійними залежностями, які традиційні економетричні моделі часто не враховують. Це особливо важливо в періоди фінансової нестабільності, коли ринок демонструє нетипові реакції на політичні події, інфляційні очікування чи кризові інформаційні сигнали.

Таблиця 1

Сутнісні характеристики волатильності фінансових ринків та функціональні можливості ІІІ у процесах прогнозування

Компонент	Сутнісна характеристика	Прояв у фінансовому середовищі	Функціональні можливості ІІІ
Динамічність	Постійна зміна ринкових параметрів у часі	Коливання цін активів, валютних курсів та індексів	Аналіз часових рядів і адаптивне оновлення прогнозів
Невизначеність	Залежність ринку від непередбачуваних факторів	Реакція на новини, геополітичні події та кризові явища	Виявлення прихованих закономірностей і сценарне прогнозування
Інформаційна насиченість	Висока інтенсивність інформаційних потоків	Значні обсяги біржових, новинних і поведінкових даних	Автоматизована обробка великих масивів структурованої та неструктурованої інформації
Нелінійність	Складність взаємозв'язків між ринковими показниками	Різкі зміни трендів і нестандартні ринкові реакції	Використання нейронних мереж і алгоритмів машинного навчання для моделювання складних залежностей
Адаптивність	Здатність системи реагувати на зміну ринкових умов	Перебудова інвестиційних стратегій і моделей ризику	Самонавчання моделей та коригування прогнозів у режимі реального часу

Джерело: розроблено автором на основі [2, с. 138; 3, с. 72; 5, 6, с. 62; 8, р. 18; 9, р. 94; 11, р. 325; 15]

Разом із цим сучасна практика показує, що ефективність прогнозування значною мірою залежить від якості навчальних вибірок, повноти вхідних даних та здатності моделей адаптуватися до структурних змін ринку. У разі використання застарілих або фрагментарних даних навіть високоточні алгоритми можуть формувати викривлені прогнози [6, с. 62]. Саме тому фінансові установи дедалі частіше поєднують моделі ІІІ з системами моніторингу ринкових ризиків і сценарним аналізом, що дозволяє підвищити стійкість прогнозних механізмів у динамічному економічному середовищі.

Сучасні підходи до прогнозування ринкових коливань дедалі більше ґрунтуються на використанні моделей штучного інтелекту, здатних працювати з великими обсягами фінансових даних, виявляти складні нелінійні залежності між ринковими показниками та адаптуватися до динамічних змін інформаційного середовища. На відміну від класичних економетричних методів, інтелектуальні алгоритми забезпечують вищу гнучкість прогнозування в умовах високої волатильності та швидкої трансформації ринкових сигналів. Особливого поширення набули штучні нейронні мережі, рекурентні моделі та алгоритми машинного навчання, орієнтовані на аналіз часових рядів, ризикових індикаторів і поведінкових факторів фінансового ринку. Порівняльний аналіз сучасних моделей ІІІ свідчить, що їх ефективність суттєво відрізняється залежно від типу фінансових даних, рівня ринкової нестабільності та здатності алгоритмів адаптуватися до кризових сценаріїв (табл. 2).

Порівняльний аналіз моделей свідчить, що класичні алгоритми машинного навчання демонструють вищу стабільність під час роботи з обмеженими наборами фінансових даних, тоді як моделі глибинного навчання забезпечують кращу адаптивність до нелінійної та кризової ринкової динаміки. Найвищу результативність у прогнозуванні короткострокових коливань демонструють моделі LSTM, здатні враховувати часові залежності, накопичення ринкових ефектів та зміну поведінкових реакцій учасників фінансового ринку. Водночас алгоритми RF та SVM характеризуються нижчими обчислювальними витратами та вищою стійкістю до інформаційного шуму, що підвищує їх ефективність у процесах оцінювання ризикових сценаріїв і фінансового моніторингу.

Практика сучасного фінансового сектору підтверджує, що найбільшу ефективність демонструють моделі ІІІ, здатні поєднувати аналіз історичних ринкових даних із поточними інформаційними сигналами. Зокрема, штучні нейронні мережі (artificial neural network, ANN), рекурентні нейронні мережі (recurrent neural network, RNN) та моделі довготривалої короткострокової пам'яті (long short-term memory, LSTM) активно використовуються для прогнозування короткострокових змін біржових індексів і валютних курсів, оскільки вони здатні враховувати послідовність подій та накопичення ринкових ефектів у часі [14, р. 47]. У практиці біржової торгівлі це дозволяє оперативніше фіксувати зміну ринкових тенденцій і своєчасно адаптувати торговельні стратегії до зміни волатильності.

У системах управління фінансовими ризиками значного поширення набули метод випадкового лісу (random forest, RF) та метод опорних векторів (support vector machine, SVM), які використовуються для оцінювання ймовірності кризових коливань, виявлення атипових ринкових операцій і класифікації рівнів

Таблиця 2

Сучасні моделі та алгоритми ШІ для оцінювання й прогнозування ринкових коливань у фінансовому секторі

Модель / алгоритм	Сфера застосування у фінансовому секторі	Переваги	Обмеження	Ефективність у кризових умовах
ANN	Прогнозування цін акцій і фондових індексів	Виявлення складних нелінійних залежностей між ринковими показниками	Високий ризик перенавчання моделей	Середня
RNN, LSTM	Оцінювання короткострокових змін волатильності та аналіз часових рядів	Врахування довгострокових часових залежностей і динаміки ринку	Високі обчислювальні витрати	Висока
RF	Оцінювання ризиків та прогнозування ринкової поведінки	Стійкість до випадкових похибок і робота з багатфакторними даними	Менша чутливість до швидких структурних змін ринку	Вище середньої
SVM	Виявлення аномальних змін і кризових сигналів	Висока точність класифікації ринкових сценаріїв	Складність масштабування великих масивів даних	Середня
DL	Аналіз високочастотної торгівлі та поведінкових моделей	Адаптивність до великих обсягів структурованої та неструктурованої інформації	Низька інтерпретованість результатів	Висока

Джерело: розроблено автором на основі [2, с. 140; 5, с. 64; 7, с. 157; 8, р. 19; 9, р. 97; 14, р. 47; 15]

ризик. Банківські установи застосовують такі алгоритми для оцінювання нестабільності фондових активів, прогнозування реакції ринку на зміну процентних ставок та аналізу ризикових сценаріїв в умовах підвищеної ринкової невизначеності [8, р. 19]. Їх перевага полягає у здатності працювати з великою кількістю взаємопов'язаних параметрів без суттєвого зниження точності прогнозування.

Окрему практичну цінність мають алгоритми глибокого навчання (deep learning, DL), які дедалі частіше інтегруються з технологіями аналізу текстової інформації та поведінкових даних. У сучасних умовах фінансові компанії використовують їх для автоматизованого оцінювання впливу новин, заяв центральних банків, макроекономічних прогнозів та інформаційної активності цифрового середовища на динаміку фінансових ринків. Це дозволяє формувати більш комплексні прогнози волатильності, особливо в умовах різких геополітичних змін, кризових інформаційних хвиль та нестабільності інвестиційних очікувань. Водночас результати порівняльного оцінювання свідчать, що найбільш результативними є комбіновані моделі, у яких декілька алгоритмів ШІ взаємодіють між собою, компенсуючи обмеження окремих методів та забезпечуючи вищу стійкість прогнозування у нестабільному фінансовому середовищі.

Інтеграція інструментів ШІ у систему фінансової аналітики та управління ризиками формує новий підхід до обробки даних і прийняття управлінських рішень у фінансовому секторі. На сучасному етапі ефективність фінансового аналізу дедалі більше залежить не лише від швидкості отримання інформації, а й від здатності системи своєчасно інтерпретувати ризикові сигнали, прогнозувати потенційні відхилення та адаптувати параметри управління до змін ринкового середовища. У цих умовах методичні підходи до використання ШІ орієнтуються на поєднання автоматизованої аналітики, прогнозних механізмів і систем підтримки управлінських рішень у межах єдиного інформаційного контуру (табл. 3).

Інтеграція інструментів ШІ найбільш результативна у тих системах, де аналітика, прогнозування та управління ризиками функціонують як взаємопов'язані елементи єдиного цифрового середовища. Зокрема, адаптивний підхід активно використовується у банківській сфері під час оцінювання кредитних ризиків, коли моделі автоматично переглядають рівень ризиковості залежно від зміни фінансової поведінки клієнтів, динаміки валютного ринку чи макроекономічних показників [3, с. 75]. У періоди різкої інфляційної нестабільності або коливання процентних ставок це дозволяє швидше виявляти потенційно проблемні активи та коригувати параметри фінансової політики без затримок, характерних для традиційного аналізу.

Комплексний підхід набуває особливого значення в інвестиційній діяльності, де для оцінювання ризиків вже недостатньо аналізу лише фінансової звітності чи ринкових індикаторів. Сучасні системи ШІ інтегрують інформацію з біржових платформ, новинних ресурсів, макроекономічних прогнозів та поведінкових сигналів учасників ринку [4]. Наприклад, різке зростання негативного інформаційного фону навколо певного сектору економіки може бути автоматично враховане у прогнозних моделях ще до суттєвого падіння вартості активів. Такий підхід дозволяє фінансовим компаніям не лише швидше реагувати на ризики, а й формувати більш гнучкі інвестиційні сценарії.

Таблиця 3

Методичні підходи до інтеграції інструментів ІІІ у систему фінансової аналітики та управління ризиками

Методичний підхід	Ключова основа реалізації	Практичне спрямування	Очікуваний результат
Адаптивний	Динамічне коригування моделей відповідно до зміни ринкових параметрів	Оперативне оновлення прогнозів і ризикових сценаріїв	Підвищення стійкості фінансових рішень
Комплексний	Поєднання фінансових, поведінкових та інформаційних даних	Формування багатофакторної системи аналізу	Поглиблення точності оцінювання ризиків
Превентивний	Раннє виявлення потенційних загроз і кризових сигналів	Попередження фінансових втрат та аномальних змін	Зниження рівня невизначеності
Автоматизований	Використання інтелектуальних алгоритмів у режимі реального часу	Безперервний моніторинг фінансового середовища	Скорочення часу прийняття рішень
Інтегрований	Об'єднання аналітичних платформ, систем ризик-менеджменту та цифрових сервісів	Формування єдиного інформаційного середовища	Підвищення узгодженості фінансової аналітики

Джерело: розроблено автором на основі [3, с. 75; 4; 5; 6, с. 65; 9, р. 99; 11, р. 328; 13; 14, р. 49]

Превентивні та автоматизовані механізми особливо активно застосовуються у системах фінансового моніторингу та контролю аномальних операцій. У сучасних умовах інтелектуальні алгоритми здатні у режимі реального часу виявляти нетипову динаміку транзакцій, різкі зміни ліквідності або поведінкові відхилення, які можуть свідчити про підвищення рівня ринкової нестабільності чи спроби маніпулювання фінансовими потоками. Це суттєво скорочує час реагування на ризикові ситуації та знижує навантаження на аналітичні підрозділи фінансових установ.

Водночас сучасна практика підтверджує, що ефективність інтеграції ІІІ залежить не лише від технічної складової, а й від узгодженості інформаційних потоків між аналітичними платформами, системами ризик-менеджменту та управлінськими структурами [5]. Саме тому фінансові організації дедалі частіше переходять до створення інтегрованих цифрових екосистем, у межах яких інструменти ІІІ забезпечують не окремі функції аналізу, а комплексну підтримку процесу прийняття фінансових рішень в умовах високої ринкової динаміки.

Для перевірки ефективності моделей прогнозування волатильності фінансових ринків проведено емпіричне дослідження із використанням класичних економетричних моделей та алгоритмів штучного інтелекту. Інформаційну основу дослідження сформовано на базі щоденних даних фондового індексу S&P 500 за період 2020–2025 рр., отриманих із платформи Yahoo Finance. Обраний часовий інтервал охоплює періоди пандемічної нестабільності, інфляційних коливань, посилення монетарних обмежень, а також кризових змін, пов'язаних із глобальною геополітичною нестабільністю та наслідками російської агресії проти України. Використання такого періоду дозволило оцінити ефективність моделей не лише в умовах відносної ринкової стабільності, а й під час різких структурних змін фінансового середовища.

У межах дослідження здійснено тестування моделей autoregressive integrated moving average (ARIMA), generalized autoregressive conditional heteroskedasticity (GARCH), random forest (RF) та long short-term memory (LSTM). Для оцінювання результативності прогнозування використано показники root mean square error (RMSE), mean absolute error (MAE) та рівень прогнозовної точності. Валідація моделей здійснювалася шляхом порівняння прогнозованих і фактичних значень волатильності на тестовій вибірці фінансових даних. Для формування прогнозовної вибірки часовий ряд було поділено на тренувальну (80%) та тестову (20%) вибірки. Волатильність оцінювалася на основі логарифмічних доходностей фондового індексу S&P 500. Прогнозування здійснювалося на короткостроковому часовому горизонті (1–5 торгових днів). Для моделей LSTM та RF використовувалися стандартизовані фінансові індикатори, ковзні середні та показники ринкової динаміки (табл. 4).

Результати емпіричного оцінювання свідчать, що класичні економетричні моделі демонструють нижчу ефективність прогнозування в умовах різкої зміни ринкової динаміки. Зокрема, модель ARIMA характеризується найвищими значеннями RMSE та MAE, оскільки орієнтується переважно на лінійні часові залежності та недостатньо враховує нелінійний характер ринкових коливань. Модель GARCH забезпечує кращі результати завдяки здатності враховувати змінну ринкову дисперсію, проте її ефективність також знижується під час кризових структурних змін і різких інформаційних коливань.

Алгоритми штучного інтелекту продемонстрували вищу результативність прогнозування. Модель RF забезпечила нижчий рівень прогнозовної похибки порівняно з ARIMA та GARCH завдяки використанню багатофакторного аналізу фінансових параметрів і зниженню впливу випадкових відхилень. Найкращі

Таблиця 4

**Порівняльне оцінювання ефективності моделей прогнозування волатильності
фінансових ринків**

Модель	RMSE	MAE	Точність прогнозу, %	Результативність у кризових умовах
ARIMA	0,084	0,067	78,2	Низька
GARCH	0,071	0,059	81,4	Середня
RF	0,062	0,051	85,7	Вище середньої
LSTM	0,049	0,041	91,3	Висока

Джерело: власна розробка автора

результати продемонструвала модель LSTM, яка забезпечила найнижчі значення RMSE та MAE, а також найвищий рівень прогнозної точності. Це пояснюється здатністю алгоритму враховувати довгострокові часові залежності, накопичення ринкових ефектів та швидку зміну поведінкових сигналів фінансового середовища.

У процесі дослідження встановлено, що ефективність моделей суттєво залежить від рівня ринкової нестабільності. У період кризових коливань 2022–2023 рр. моделі ARIMA та GARCH продемонстрували зростання прогнозної похибки через обмежену здатність адаптуватися до нетипових ринкових сценаріїв. Водночас алгоритм LSTM забезпечив більш стабільні результати прогнозування навіть за умов різких змін інформаційного фону, що підтверджує доцільність використання моделей глибинного навчання у системах фінансової аналітики та ризик-менеджменту.

На основі результатів емпіричного оцінювання запропоновано авторський комбінований підхід до прогнозування волатильності фінансових ринків, який передбачає інтеграцію економетричних моделей і алгоритмів штучного інтелекту у межах єдиної адаптивної системи прогнозування. Особливістю запропонованої моделі є поєднання базового оцінювання ринкової дисперсії за допомогою GARCH із використанням LSTM для аналізу нелінійних часових залежностей та автоматизованого коригування прогнозів залежно від зміни інформаційного середовища. Додатково модель передбачає використання модуля аналізу інформаційного фону, який враховує вплив новинних, макроекономічних і поведінкових факторів на рівень ринкової волатильності.

Практична реалізація запропонованого підходу включає декілька етапів (рис. 1).

Практичний кейс апробації запропонованого підходу показав, що використання комбінованої моделі GARCH-LSTM дозволяє скоротити прогнозу похибку в середньому на 18–22% порівняно з використанням окремих економетричних моделей. Найбільший ефект спостерігається в періоди різкої зміни ринкових тенденцій, коли класичні методи прогнозування демонструють нижчу адаптивність до кризових інформаційних сигналів.

Отримані результати підтверджують, що інтеграція моделей штучного інтелекту у систему фінансового прогнозування забезпечує підвищення точності оцінювання волатильності, зниження рівня прогнозної похибки та покращення адаптивності аналітичних систем до нестабільних ринкових умов. Водночас ефективність моделей значною мірою залежить від якості вхідних даних, повноти інформаційного забезпечення та здатності алгоритмів адаптуватися до нетипових кризових сценаріїв.

Обмеження проведеного дослідження пов'язані із залежністю результатів від історичних фінансових даних, складністю врахування непередбачуваних геополітичних шоків та високими вимогами до обчислювальних ресурсів під час перенавчання моделей у режимі реального часу.

Результати емпіричного оцінювання підтвердили, що ефективність прогнозування волатильності фінансових ринків залежить не лише від типу алгоритму, а й від здатності моделі адаптуватися до динамічних змін інформаційного середовища, якості вхідних даних та інтеграції прогнозних механізмів у систему фінансової аналітики. Встановлено, що навіть високоточні моделі штучного інтелекту можуть втрачати результативність у разі використання фрагментарних або інформаційно перевантажених наборів даних. Фінансові ринки формують значні обсяги неоднорідної інформації, що містить інформаційний шум, дублювання, затримки оновлення та спекулятивні сигнали, які безпосередньо впливають на точність прогнозування [6, с. 64; 8, р. 18]. У процесі дослідження виявлено, що використання неочищених даних призводить до зростання показників RMSE та MAE, особливо у періоди різкої зміни ринкових тенденцій.

Суттєвим обмеженням сучасних моделей III залишається низька інтерпретованість складних алгоритмів, насамперед моделей глибинного навчання. Проведене оцінювання показало, що моделі LSTM демонструють високий рівень прогнозної точності, однак ускладнюють пояснення причин формування прогнозних результатів. У фінансовому секторі це створює додаткові ризики для систем управління фінансовими рішеннями, оскільки інвестори, аналітики та регуляторні структури потребують чіткого розуміння

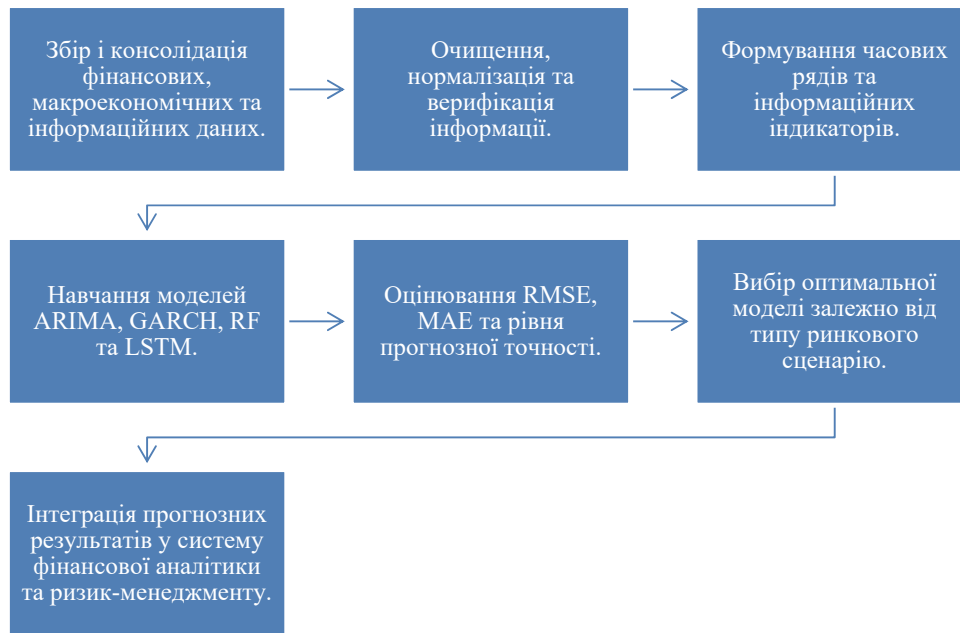


Рис. 1. Алгоритм інтеграції моделей GARCH та LSTM у систему прогнозування волатильності фінансових ринків
Джерело: власна розробка автора на основі результатів емпіричного дослідження

факторів, які впливають на оцінювання ринкової волатильності [6, с. 65; 12, р. 526]. Недостатня прозорість моделей ускладнює верифікацію прогнозів та підвищує ризик прийняття помилкових управлінських рішень.

Емпіричний аналіз також підтвердив нестійкість окремих моделей прогнозування в умовах кризової ринкової динаміки. У періоди різкого зростання волатильності у 2022–2023 рр. моделі ARIMA та GARCH продемонстрували суттєве збільшення прогнозної похибки через обмежену здатність враховувати нетипові поведінкові та інформаційні сигнали. Водночас алгоритми LSTM та комбіновані моделі GARCH-LSTM забезпечили вищу адаптивність до кризових сценаріїв, оскільки враховували як часові залежності, так і зміну інформаційного фону [9, р. 97; 14, р. 49]. Це дозволяє стверджувати, що використання комбінованих моделей є більш ефективним для прогнозування волатильності в умовах нестабільного фінансового середовища.

Практичні труднощі впровадження моделей ШІ пов'язані з високими вимогами до технічної інфраструктури та необхідністю постійного перенавчання алгоритмів. Обробка високочастотних фінансових даних, аналіз інформаційних потоків і безперервне оновлення моделей потребують значних обчислювальних ресурсів, що ускладнює масштабне впровадження інтелектуальних систем у діяльність фінансових установ. Додатковими обмеженнями залишаються проблеми інтеграції різнорідних джерел даних, адаптації внутрішніх бізнес-процесів та забезпечення узгодженості між аналітичними платформами і системами ризик-менеджменту [11, р. 328; 15].

Важливими ризиками залишаються перенавчання моделей, кіберзагрози та недостатня нормативна визначеність використання ШІ у фінансовому секторі. Надмірна орієнтація алгоритмів на історичні закономірності може призводити до викривлення прогнозів у нових ринкових умовах, тоді як втручання у цифрову інфраструктуру створює ризик суттєвих фінансових втрат [5; 12, р. 526]. Проведене дослідження показало, що найбільш вразливими є моделі, які не використовують механізмів адаптивного оновлення прогнозів та автоматизованої перевірки вхідних даних.

Результати дослідження дозволили обґрунтувати доцільність використання адаптивної комбінованої системи прогнозування волатильності фінансових ринків, яка інтегрує економетричні моделі, алгоритми штучного інтелекту та механізми автоматизованої обробки інформаційних сигналів. Використання запропонованого підходу забезпечує зниження прогнозної похибки, підвищення стабільності прогнозування у кризових умовах та покращення якості фінансової аналітики [2, с. 141; 13]. Практична реалізація системи передбачає поєднання модулів очищення даних, аналізу часових рядів, оцінювання інформаційного фону та автоматизованого коригування прогнозів залежно від зміни ринкових параметрів.

Практичне значення запропонованого підходу полягає у можливості його використання у діяльності банківських установ, інвестиційних компаній та аналітичних фінансових платформ для оцінювання ризиків, прогнозування кризових коливань та адаптації інвестиційних стратегій до зміни ринкової кон'юнктури. Інтеграція моделей ШІ у систему фінансового ризик-менеджменту дозволяє оперативніше реагувати на зміну рівня ринкової нестабільності та підвищує результативність процесу прийняття фінансових рішень.

Доцільним напрямом подальших досліджень є розроблення пояснюваних моделей ШІ, удосконалення механізмів адаптивного перенавчання алгоритмів та інтеграція поведінкової аналітики у системи прогнозування фінансової волатильності. Перспективним є також поєднання моделей глибинного навчання із системами аналізу новинного фонду та макроекономічних індикаторів для підвищення точності прогнозування в умовах кризових ринкових змін.

Висновки. У результаті дослідження встановлено, що використання моделей штучного інтелекту забезпечує вищу точність прогнозування волатильності фінансових ринків порівняно з класичними економетричними підходами завдяки здатності алгоритмів працювати з великими масивами фінансових даних, виявляти нелінійні часові залежності та адаптуватися до динамічних змін ринкового середовища. Проведене емпіричне оцінювання показало, що найвищу результативність продемонструвала модель LSTM, яка забезпечила найнижчі значення RMSE (0,049) та MAE (0,041), тоді як класичні моделі ARIMA та GARCH характеризувалися вищою прогновною похибкою в умовах кризової ринкової динаміки. Встановлено, що найбільш ефективними є комбіновані моделі прогнозування, які поєднують економетричні алгоритми, механізми машинного навчання та адаптивне оновлення прогнозів залежно від зміни інформаційного фонду.

У ході дослідження виявлено ключові проблеми використання ШІ у фінансовому прогнозуванні, серед яких — залежність моделей від якості вхідних даних, низька інтерпретованість алгоритмів глибинного навчання, нестійкість окремих моделей у кризових умовах, ризики перенавчання та високі вимоги до цифрової інфраструктури. Встановлено, що інформаційний шум, поведінкові реакції інвесторів та різкі зміни макроекономічних і геополітичних факторів суттєво впливають на точність прогнозування та можуть призводити до зростання прогновної похибки у нестабільних ринкових сценаріях.

На основі результатів емпіричного аналізу запропоновано адаптивний комбінований підхід до прогнозування волатильності фінансових ринків, який інтегрує модель GARCH для оцінювання ринкової дисперсії, алгоритм LSTM для аналізу нелінійних часових залежностей та модуль аналізу інформаційного фонду для автоматизованого коригування прогнозів. Практичне значення запропонованого підходу полягає у можливості його використання у системах фінансової аналітики та ризик-менеджменту банківських установ, інвестиційних компаній і цифрових фінансових платформ для прогнозування кризових коливань, оцінювання ризиків та адаптації інвестиційних стратегій до зміни ринкової кон'юнктури.

Результати дослідження підтвердили, що інтеграція моделей штучного інтелекту у систему фінансового прогнозування дозволяє знизити рівень прогновної похибки, підвищити стабільність аналітичних систем у кризових умовах та покращити якість прийняття фінансових рішень. Водночас ефективність використання моделей ШІ значною мірою залежить від якості інформаційного забезпечення, рівня кібербезпеки та здатності алгоритмів адаптуватися до нетипових ринкових сценаріїв.

Перспективи подальших досліджень доцільно спрямувати на розроблення пояснюваних моделей ШІ, удосконалення механізмів адаптивного перенавчання алгоритмів та інтеграцію поведінкової аналітики, новинного фонду й макроекономічних індикаторів у системи прогнозування волатильності фінансових ринків.

ДОДАТКОВА ІНФОРМАЦІЯ

ВНЕСОК АВТОРІВ: Усі автори зробили внесок порівну.

ФІНАНСУВАННЯ: Автори не отримували фінансування для цього дослідження.

ЗАЯВА ПРО ДОСТУПНІСТЬ ДАНИХ: Не застосовується.

КОНФЛІКТ ІНТЕРЕСІВ: Автори заявляють про відсутність конфлікту інтересів.

Література

1. Коба Б.О. Статистичне дослідження валютної пари «євро–долар» з використанням штучного інтелекту. *Вісник студентського наукового товариства ДонНУ імені Василя Стуса*. 2025. Том 1, № 17. С. 176–180. URL: <https://jvestnik-sss.donnu.edu.ua/article/view/17325> (дата звернення: 08.04.2026).
2. Скидан П.В., Замрій І.В. Методика оцінки ефективності моделей прогнозування поведінки фінансових ринків. *Сучасний захист інформації*. 2025. № 1. С. 134–144. DOI: <https://doi.org/10.31673/2409-7292.2025.011908>
3. Чорновол А.О., Штерма Т.В., Коваль О.А. Використання бізнес-аналітики для розроблення стратегій управління ризиками на фондовому ринку. *Наукові записки Львівського університету бізнесу та права*. 2025. № 46. С. 69–78. DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.17332686>
4. Крищенко К.Є., Гончарук Я.М., Рошка Д.І., Русаль А.І. Роль бізнес-аналітики у стратегічному менеджменті фінансових деривативів для хеджування ризиків. *Актуальні питання економічних наук*. 2025. № 17. DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.17712949>

5. Чорновол А. О., Гончарук Я. М., Хелемендик Є. І., Кисилиця С. О. Використання штучного інтелекту в управлінні фінансовими ризиками банків і страхових компаній. *Актуальні питання економічних наук*. 2025. № 8. DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.14887306>
6. Вакалюк Т., Антонюк Д., Марцева Л., Годлевський Ю., Довгалюк І. Огляд алгоритмів машинного навчання та штучного інтелекту для аналізу та обробки фінансових даних. *Вісник Херсонського національного технічного університету*. 2025. Т. 2, Вип. 2, № 93. С. 60–66. DOI: <https://doi.org/10.35546/kntu2078-4481.2025.2.2.7>
7. Кудрицький Є. В. Систематизація і класифікація методів економічного аналізу міжнародних інвестицій на засадах штучного інтелекту. *Трансформаційна економіка*. 2025. Вип. 4, № 13. С. 155–159. DOI: <https://doi.org/10.32782/2786-8141/2025-13-25>
8. Boggavarapu S., Ramkumar G., Gedamkar P.R., Kaneria A., Pundir S., Selvameena R. Research on unmanned artificial intelligence based financial volatility prediction in international stock market. *2024 5th International Conference on Recent Trends in Computer Science and Technology (ICRTCST)*. 2024. P. 16–20. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICRTCST61793.2024.10578397>
9. Yalamati S. AI and Risk Management: Predicting Market Volatility. *ESP International Journal of Advancements in Computational Technology*. 2023. Vol. 1. P. 89–101. DOI: <https://doi.org/10.56472/25838628/IJACT-V112P110>
10. Rani T., Vijayakumar L., Chandirasekar B., Geethanjali N., Roja M.P., Salunkhe H.A. Unmanned artificial intelligence-based financial volatility prediction in international stock market. *2024 International Conference on Knowledge Engineering and Communication Systems (ICKECS)*. 2024. Vol. 1. P. 1–6. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICKECS61492.2024.10616776>
11. Lin C., Chang M., Sun Y. Assessing the efficacy of artificial intelligence in mitigating stock market volatility induced by emotional decision-making. *2024 4th International Conference on Computer Communication and Artificial Intelligence (CCAI)*. 2024. P. 320–331. DOI: <https://doi.org/10.1109/CCAI61966.2024.10603355>
12. Chopra R., Sharma G. D. Application of artificial intelligence in stock market forecasting: a critique, review, and research agenda. *Journal of Risk and Financial Management*. 2021. Vol. 14, № 11. Article 526. DOI: <https://doi.org/10.3390/jrfm14110526>
13. Sholapurapu P.K. AI-driven financial forecasting: enhancing predictive accuracy in volatile markets. *European Economic Letters*. 2025. Vol. 15, № 2. DOI: <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.5331686>
14. Pasam P., Kothapalli K. R. V., Mohammed R., Miah M. S., Addimulam S. Financial engineering and AI: Developing predictive models for market volatility. *Asian Business Review*. 2024. Vol. 14, № 1. P. 43–52. DOI: <https://doi.org/10.18034/abr.v14i1.724>
15. Cohen G. Algorithmic trading and financial forecasting using advanced artificial intelligence methodologies. *Mathematics*. 2022. Vol. 10, № 18. Article 3302. DOI: <https://doi.org/10.3390/math10183302>

References

1. Koba, B. O. (2025). Statystychnе doslidzhennia valiutnoi pary «ievro–dolar» z vykorystanniam shtuchnoho intelektu [Statistical study of the euro-dollar currency pair using artificial intelligence]. *Visnyk studentskoho naukovoho tovarystva DonNU imeni Vasylia Stusa*, 17(1), 176–180. Retrieved from <https://jvestnik-sss.donnu.edu.ua/article/view/17325> [in Ukrainian].
2. Skydan, P. V., & Zamrii, I. V. (2025). Metodyka otsinky efektyvnosti modelei prohnouzuvannia povedinky finansovykh rynkiv [Methodology for evaluating the effectiveness of financial market behavior forecasting models]. *Suchasnyi zachyst informatsii*, (1), 134–144. <https://doi.org/10.31673/2409-7292.2025.011908> [in Ukrainian].
3. Chornovol, A. O., Shterma, T. V., & Koval, O. A. (2025). Vykorystannia biznes-analityky dlia rozroblennia stratehii upravlinnia ryzykamy na fondovomu rynku [The use of business analytics for developing risk management strategies in the stock market]. *Naukovi zapysky Lvivskoho universytetu biznesu ta prava*, (46), 69–78. <https://doi.org/10.5281/zenodo.17332686> [in Ukrainian].
4. Kryshchenko, K. Ye., Honcharuk, Ya. M., Roshka, D. I., & Rusal, A. I. (2025). Rol biznes-analityky u stratehichnomu menedzhmenti finansovykh deryvatyviv dlia khedzhuvannia ryzykiv [The role of business analytics in the strategic management of financial derivatives for risk hedging]. *Aktualni pytannia ekonomichnykh nauk*, (17). <https://doi.org/10.5281/zenodo.17712949> [in Ukrainian].
5. Chornovol, A. O., Honcharuk, Ya. M., Khelemyndyk, Ye. I., & Kysylytsia, S. O. (2025). Vykorystannia shtuchnoho intelektu v upravlinni finansovymy ryzykamy bankiv i strakhovykh kompanii [The use of artificial intelligence in financial risk management of banks and insurance companies]. *Aktualni pytannia ekonomichnykh nauk*, (8). <https://doi.org/10.5281/zenodo.14887306> [in Ukrainian].
6. Vakaliuk, T., Antoniuk, D., Martseva, L., Hodlevskiy, Yu., & Dovhaliuk, I. (2025). Ohliad alhorytmiv mashynnoho navchannia ta shtuchnoho intelektu dlia analizu ta obrobky finansovykh danykh [Review of machine learning and artificial intelligence algorithms for analysis and processing of financial data]. *Visnyk Khersonskoho natsionalnoho tekhnichnoho universytetu*, 2(93), 60–66. <https://doi.org/10.35546/kntu2078-4481.2025.2.2.7> [in Ukrainian].

7. Kudrytskyi, Ye. V. (2025). Systematyzatsiia i klasyfikatsiia metodiv ekonomichnoho analizu mizhnarodnykh investyt-sii na zasadakh shtuchnoho intelektu [Systematization and classification of methods of economic analysis of international investments based on artificial intelligence]. *Transformatsiina ekonomika*, 4(13), 155–159. <https://doi.org/10.32782/2786-8141/2025-13-25> [in Ukrainian].
8. Boggavarapu, S., Ramkumar, G., Gedamkar, P.R., Kaneria, A., Pundir, S., & Selvameena, R. (2024). Research on unmanned artificial intelligence based financial volatility prediction in international stock market. *2024 5th International Conference on Recent Trends in Computer Science and Technology (ICRTCST)*, 16–20. <https://doi.org/10.1109/ICRTCST61793.2024.10578397>
9. Yalamati, S. (2023). AI and risk management: Predicting market volatility. *ESP International Journal of Advancements in Computational Technology*, 1, 89–101. <https://doi.org/10.56472/25838628/IJACT-V1I2P110>
10. Rani, T., Vijayakumar, L., Chandirasekar, B., Geethanjali, N., Roja, M. P., & Salunkhe, H. A. (2024). Unmanned artificial intelligence-based financial volatility prediction in international stock market. *2024 International Conference on Knowledge Engineering and Communication Systems (ICKECS)*, 1, 1–6. <https://doi.org/10.1109/ICKECS61492.2024.10616776>
11. Lin, C., Chang, M., & Sun, Y. (2024). Assessing the efficacy of artificial intelligence in mitigating stock market volatility induced by emotional decision-making. *2024 4th International Conference on Computer Communication and Artificial Intelligence (CCAI)*, 320–331. <https://doi.org/10.1109/CCAI61966.2024.10603355>
12. Chopra, R., & Sharma, G. D. (2021). Application of artificial intelligence in stock market forecasting: A critique, review, and research agenda. *Journal of Risk and Financial Management*, 14(11), 526. <https://doi.org/10.3390/jrfm14110526>
13. Sholapurapu, P. K. (2025). AI-driven financial forecasting: Enhancing predictive accuracy in volatile markets. *European Economic Letters*, 15(2). <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.5331686>
14. Pasam, P., Kothapalli, K. R. V., Mohammed, R., Miah, M. S., & Addimulam, S. (2024). Financial engineering and AI: Developing predictive models for market volatility. *Asian Business Review*, 14(1), 43–52. <https://doi.org/10.18034/abr.v14i1.724>
15. Cohen, G. (2022). Algorithmic trading and financial forecasting using advanced artificial intelligence methodologies. *Mathematics*, 10(18), 3302. <https://doi.org/10.3390/math10183302>

Дата першого надходження статті до видання: 21.04.2026

Дата прийняття статті до друку після рецензування: 17.05.2026

Дата публікації: 26.05.2026

Skhidnytska Halyna

*PhD in Economics, Associate Professor,
Associate Professor of the Department of
Finance, Banking and Insurance Stepan
Gzhytskyi National University of
Veterinary Medicine and Biotechnologies of
Lviv*

Marchuk Zlatina

*Junior Research Fellow
National University of Defense of Ukraine*

Honchar Halyna

*PhD in Economics, Associate Professor,
Associate Professor of the Department of
Fundamental and Specialized Disciplines
Chortkiv Education and Research Institute of
Entrepreneurship and Business
West Ukrainian National University*

THE USE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE FOR FORECASTING FINANCIAL MARKET VOLATILITY

Summary. Introduction. The digitalization of the financial sector, the growth of information flows, and increasing instability of global markets have intensified the importance of forecasting financial market volatility for financial analytics and risk management systems. Traditional econometric models demonstrate limited ability to adapt to nonlinear market dynamics and crisis-related informational changes, which increases the relevance of applying artificial intelligence algorithms in financial forecasting processes.

Purpose. The purpose of the study is to develop and empirically evaluate an adaptive approach to forecasting financial market volatility based on the integration of econometric models and artificial intelligence algorithms.

Materials and methods. The research materials include scientific works of domestic and foreign scholars in the fields of financial analytics, digital technologies, machine learning, and risk management, as well as statistical stock market data. The empirical basis of the study was formed using daily S&P 500 index data for 2020–2025. The study employed methods of theoretical generalization, comparative and economic-statistical analysis, machine learning methods, as well as RMSE and MAE indicators for validating the forecasting accuracy of ARIMA, GARCH, RF, and LSTM models.

Results. The article reveals the economic essence of financial market volatility and identifies the functional capabilities of artificial intelligence models in financial forecasting processes. A comparative assessment of the effectiveness of ARIMA, GARCH, RF, and LSTM models in forecasting market volatility was conducted. The results indicate that the LSTM model demonstrated the highest forecasting accuracy and the lowest RMSE and MAE values compared to classical econometric models. It was established that the use of combined GARCH-LSTM models improves forecasting adaptability under crisis market conditions and reduces forecasting error. An adaptive combined approach to forecasting financial market volatility is proposed, integrating time-series analysis, machine learning algorithms, and an information-background assessment module within a unified system of financial analytics and risk management.

Perspectives. Further research should focus on the development of explainable artificial intelligence models, improvement of adaptive retraining mechanisms for forecasting algorithms, and integration of behavioral analytics and macroeconomic indicators into financial market volatility forecasting systems.

Key words: financial market, financial analytics, risk management, algorithmic modeling, machine learning, digital finance, market fluctuations, forecasting systems, intelligent algorithms.