



Фінанси, банківська справа, страхування та фондовий ринок

УДК 336.76:330.322:004.65

DOI <https://doi.org/10.5281/zenodo.17222608>

**Інтеграція бізнес-аналітики та великих даних для прогнозування
поведінки інвесторів на фондових ринках**

Штерма Тетяна Василівна,

доктор економічних наук, професор кафедри обліку і фінансів, декан
факультету інформаційних технологій та економіки, Приватний вищий
навчальний заклад «Буковинський університет», м. Чернівці, Україна,
<https://orcid.org/0000-0002-7623-3738>

Чорновол Алла Олегівна,

доктор економічних наук, професор, завідувач кафедри обліку і
фінансів, Приватний вищий навчальний заклад
«Буковинський університет», м. Чернівці, Україна,
<https://orcid.org/0000-0001-5155-7317>

Нетяга Богдан Русланович,

здобувач другого (магістерського) рівня вищої освіти, факультет
інформаційних технологій та економіки, Приватний вищий навчальний
заклад «Буковинський університет», м. Чернівці, Україна,
<https://orcid.org/0009-0008-8403-2320>

Прийнято: 12.09.2025 | Опубліковано: 29.09.2025

Анотація. У статті розглянуто актуальні питання прогнозування



інвесторської поведінки в умовах зростання інформаційної насиченості фондових ринків та посилення впливу поведінкових та емоційних чинників. **Метою дослідження** є теоретичне й методичне обґрунтування інтеграції інструментів великих даних (далі – Big Data) та бізнес-аналітики (далі – BI) в систему прогнозування інвесторської поведінки для підвищення точності, прозорості та комплексності оцінок. **Методи.** У дослідженні застосовано методи системного аналізу для ідентифікації обмежень традиційних підходів, порівняльний аналіз для виокремлення переваг сучасних технологій, а також структурно-логічне моделювання для розроблення авторських форм аналітики. У **результаті** дослідження проаналізовано традиційні методи прогнозування, визначено їхні основні обмеження; систематизовано сучасні інструменти (Big Data Analytics, BI, ML, NLP, Predictive Analytics) та показано їхні переваги у фінансовій сфері; обґрунтовано інтеграцію BI-платформ із масивами даних та архітектурними рішеннями (Data Lake, Hadoop, Spark, MLOps). Запропоновано дві авторські форми: інтеграційну форму персоналізованої аналітики та ESG-орієнтовану форму прогнозування інвесторської поведінки, які поєднують методи прогнозування з конкретними показниками та шкалами оцінювання. Їхнє використання дає змогу враховувати кількісні характеристики, поведінкові патерни інвесторів та нематеріальні чинники сталого розвитку, що робить прогнозування більш системним, адаптивним і практично значущим. Доведено, що запропоновані підходи здатні підвищити точність прогнозів, стандартизувати результати та зміцнити довіру до фінансової аналітики. **Висновки.** Практична цінність дослідження полягає у використанні розроблених форм різними групами користувачів: інвесторами – для формування індивідуальних стратегій, фінансовими аналітиками – для вдосконалення прогнозних моделей, регуляторами – для посилення прозорості та передбачуваності фондового ринку. Запропоновані результати створюють основу для формування нової парадигми прогнозування інвесторської поведінки, що поєднує технологічні



інновації з принципами сталого розвитку.

Ключові слова: волатильність ринку, поведінкові фінанси, персоналізована аналітика, ESG-фактори, фінансове прогнозування, інвестиційні стратегії.

Integration of Business Analytics and Big Data for predicting investor behavior in stock markets

Tetiana Shterma,

Doctor of Economics, Professor of the Department of Accounting and Finance, Dean of the Faculty of Information Technology and Economics, Private Higher Educational Institution «Bukovinian University», Chernivtsi, Ukraine, <https://orcid.org/0000-0002-7623-3738>

Alla Chornovol,

Doctor of Economics, Professor, Head of the Department of Accounting and Finance, Private Higher Educational Institution «Bukovinian University», Chernivtsi, Ukraine, <https://orcid.org/0000-0001-5155-7317>

Bohdan Netiaha,

Master's degree student, Faculty of Information Technology and Economics, Private Higher Educational Institution «Bukovinian University», Chernivtsi, Ukraine, <https://orcid.org/0009-0008-8403-2320>

Abstract. The article addresses the pressing issues of forecasting investor behavior under conditions of increasing information saturation of stock markets and the growing influence of behavioral and emotional factors. The **purpose of this study** is to provide theoretical and methodological justification for integrating Big Data and Business Intelligence (BI) tools into the system of investor behavior



forecasting, thereby enhancing the accuracy, transparency, and comprehensiveness of assessments. **Methods.** The research employs system analysis methods to identify the limitations of traditional approaches, comparative analysis to highlight the advantages of modern technologies, and structural-logical modeling to develop the authors' analytical frameworks. The **study results** include a critical review of traditional forecasting methods and their main limitations; systematization of modern tools (Big Data Analytics, BI, ML, NLP, Predictive Analytics) and demonstration of their advantages in the financial sphere; substantiation of BI platform integration with large-scale data and architectural solutions (Data Lake, Hadoop, Spark, MLOps). Two original frameworks are proposed – the integration form of personalized analytics and the ESG-oriented form of investor behavior forecasting, which combine forecasting methods with specific indicators and evaluation scales. Their application enables the consideration of both quantitative characteristics and investor behavioral patterns, as well as intangible factors of sustainable development, thereby making forecasting more systematic, adaptive, and practically relevant. It is demonstrated that the proposed approaches can enhance forecast accuracy, standardize results, and strengthen trust in financial analytics. **Conclusions.** The practical value of the study lies in the possibility of applying the developed forms by different user groups, including investors for building individual strategies, financial analysts for improving forecasting models, and regulators for enhancing the transparency and predictability of the stock market. The proposed results lay the groundwork for shaping a new paradigm of investor behavior forecasting that integrates technological innovations with the principles of sustainable development.

Keywords: market volatility, behavioral finance, personalized analytics, ESG factors, financial forecasting, investment strategies.

Постановка проблеми. Фондові ринки є визначальним елементом фінансової системи, виконуючи функції перерозподілу капіталу,



стимулювання інвестиційних потоків та встановлення ринкової вартості активів. Водночас їхня стабільність та ефективність залежать від поведінки інвесторів, яка часто суперечить раціональній моделі та відображає вплив психологічних, емоційних і соціальних чинників [1]. В умовах глобалізації та цифровізації вони посилюються інформаційним перевантаженням, значною швидкістю поширення новин і залежністю від настроїв учасників ринку, що робить процес прогнозування особливо складним. Традиційні методи – економетричні моделі, технічний та фундаментальний аналіз – поступово втрачають здатність адекватно відображати ринкові процеси, оскільки ігнорують неструктуровані дані та поведінкові аспекти інвесторів. Це створює потребу в пошуку нових інструментів, здатних забезпечити глибше розуміння динаміки фондових ринків. Застосування Big Data та BI відкриває можливість для інтеграції різномірної інформації, виявлення прихованих закономірностей та побудови адаптивних моделей прогнозування [2, с. 153].

Отже, актуальність дослідження зумовлена потребою поєднання сучасних технологічних рішень із теоретико-практичними підходами до аналізу інвесторської поведінки, що створює передумови для формування нової парадигми прогнозування й підвищення стійкості фондових ринків у нестабільному середовищі.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Аналіз наукової проблематики свідчить, що пояснення та прогнозування інвесторської поведінки є комплексним завданням, яке формується на перетині поведінкових чинників, даних і моделей, ринкових структур та інституційно-ціннісних орієнтирів. Соціальні норми змінюють структуру попиту й очікувану дохідність активів: «гріховні» акції, як довели Х. Хонг (H. Hong) і М. Кацперчик (M. Kasperczyk), мають нижчу частку інституційних власників і вищу премію за ризик [3, р. 15].

На рівні колективних настроїв Й. Боллен (J. Bollen) зі співавторами показали предиктивність масових емоцій за даними Twitter [4, р. 2]. В. Ванг



(W. Wang) довів, що сила й напрям зв'язку між настроєм ринку та дохідністю варіюють залежно від торгової сесії (денна чи нічна) та інституційного контексту ринків [5, р. 1437]. Уточнення часових вікон у зборі сигналів, як встановили Ц. Сяо (Q. Xiao) й Б. Іхнаїні (B. Ihnaini), підвищує якість короткострокових прогнозів [6]. За результатами дослідження С. Лі (C. Lee) та Е. Андерл (E. Anderl) [7], поєднання FinBERT із LSTM робить новинну сентимент-аналітику особливо ефективною, причому зміст новин виявився інформативнішим, ніж їхні заголовки.

Л. Мозаффарі (L. Mozaffar) та Ц. Чжан (J. Zhang) довели перевагу Transformer над LSTM і Prophet у відтворенні нелінійної динаміки індексів [8]. Ц. Лі (Q. Li) з колегами показали, що гібрид SGP-LSTM різко покращує ранжування та надлишкову дохідність портфельів на великій вибірці акцій [9].

Водночас мікроструктурні дослідження фіксують межі «чисто» інформаційних пояснень: К. Льюїс (K. Lewis) зі співавторами пов'язують миспрайсінг з обмеженнями посередників, пошуковими фрикціями та мережевими ефектами [10, р. 981]. Е. Денбі (E. Denbee) з колегами показують, що топологія міжбанківських мереж і тип рівноваги визначають як перерозподіл ліквідності, так і внесок окремих банків у системний ризик [11, р. 831].

Інфраструктуру аналітики формують підходи Big Data та BI: З. Двудіт і Л. Мазник наголошують на значенні аналізу в реальному часі, персоналізації та ризик-менеджменту поряд із викликами етики й безпеки [2, с. 155]. А. Аюнінгтас (A. Ayuningtyas) зі співавторами картографують поле через систематичний і бібліометричний огляди (описова, предиктивна, прескриптивна аналітика; текстовий і мережевий аналіз) й демонструють його міжгалузеву застосовність [12, р. 10].

Вимір ESG стабільно корелює з фінансовими результатами, доведено Г. Фріде (G. Friede) з колегами в метааналізі понад 2000 емпіричних робіт, що обґрунтовує інтеграцію ціннісних параметрів у прогностичні моделі [13,



р. 210]. Крім того, методичні рішення щодо агрегування та стандартизації показників (Б. Вальхір (B. Walheer) [14, р. 1013]) і розроблення цілісних оцінювальних методик у суміжних галузях (Ю. Перегуда [15, с. 10]) посилюють потребу єдиних шкал і процедур верифікації, а приклади з фізично орієнтованого моделювання складних систем (С. Кім (S. Kim) та співавтори [16, р. 118]) підкреслюють цінність поєднання феноменологічних і структурних моделей для підвищення пояснюваності.

Аналіз теоретичної бази чітко вказує, що найбільш ефективним у прогнозуванні інвесторської поведінки є інтегрований підхід. Він передбачає поєднання поведінкових сигналів та ESG-вимірів з потужними моделями машинного навчання (Machine learning, ML), які реалізовані в середовищі BI/Big Data. Його перевага полягає в здатності підвищувати точність прогнозів, зменшувати рівень невизначеності та забезпечувати більшу прозорість результатів завдяки стандартизації метрик і зрозумілим процедурам перевірки. Саме така логіка лягла в основу запропонованих нами авторських форм персоналізованої та ESG-орієнтованої аналітики.

Виділення невирішених раніше частин загальної проблеми. Попри значний обсяг напрацювань, у сучасних дослідженнях залишаються невивченими питання інтеграції якісних та кількісних сигналів у єдину прогностичну рамку, стандартизації шкал оцінки для порівняння результатів між ринками та гармонізації поведінкових, ESG та фінансових показників у комплексних моделях. Недостатньо уваги приділяється також персоналізованим підходам до прогнозування інвесторської поведінки, які враховують специфіку часових вікон торгівлі, особливості інформаційних потоків і вплив соціальних норм на прийняття рішень.

Наше дослідження спрямоване на розробку інтегрованої форми прогнозування, що поєднує методи машинного навчання, аналіз настроїв та індикатори сталого розвитку, пропонуючи стандартизовані шкали оцінки для уніфікації результатів. Це уможлиблює не лише виявлення закономірностей



ринкової поведінки, а й створення передумов для практичного застосування інструменту у сфері фінансового консалтингу та стратегічного управління інвестиційними портфелями.

Практична цінність полягає в можливості використання запропонованої авторської форми як універсального інструменту для широкого кола суб'єктів: інституційних інвесторів, аналітичних центрів та регуляторних органів. Вона допомагає підвищувати точність прогнозів, зменшувати ризики ухвалення рішень в умовах невизначеності та інтегрувати критерії ESG у повсякденні інвестиційні практики, що узгоджується з сучасними тенденціями розвитку фінансових ринків.

Формулювання цілей статті (постановка завдання). Метою дослідження є обґрунтування теоретичних засад та практичних підходів до прогнозування інвесторської поведінки на фондових ринках шляхом інтеграції інструментів великих даних та бізнес-аналітики, розроблення авторських форм персоналізованої та ESG-орієнтованої аналітики, що дають змогу підвищити точність прогнозів, забезпечити стандартизацію оцінок та сформувати нову парадигму фінансової аналітики.

Виклад основного матеріалу дослідження. Роль інвесторської поведінки у волатильності фондових ринків є однією з основних проблем сучасних фінансів, адже саме емоційні та раціональні мотиви інвесторів визначають масштаби коливань цін і рівень стабільності ринку [17]. Постійне зростання обсягів інформації, її фрагментарність та швидкоплинність істотно ускладнюють процес ухвалення інвестиційних рішень, створюючи додаткові виклики як для індивідуальних учасників ринку, так і для регуляторних органів.

Теорія поведінкових фінансів акцентує на тому, що відхилення від раціональної моделі, зумовлені психологічними та емоційними чинниками, впливають на ринкову динаміку, створюючи передумови для ірраціональних колективних дій інвесторів [18, с. 7].



У цьому контексті особливого значення набувають інструменти Big Data та BI, що знижують рівень невизначеності завдяки комплексній обробці інформаційних масивів, виявленню прихованих закономірностей і формуванню обґрунтованих прогнозів. Інтеграція цих технологій у процес аналізу фондових ринків відкриває можливості для підвищення точності прогнозування поведінки інвесторів, а також для забезпечення стабільності та передбачуваності фінансової системи [19, р. 228].

Традиційні методи прогнозування фондових ринків – економетричні моделі, технічний і фундаментальний аналіз – упродовж тривалого часу залишалися основними інструментами оцінки поведінки інвесторів та ринкової динаміки. Вони давали змогу визначати загальні тренди та формувати прогнози на основі історичних даних, корпоративної звітності та макроекономічних показників. Проте зростання інформаційних потоків, швидкість поширення новин і вплив поведінкових чинників істотно знизили ефективність таких підходів [20]. Їхні обмеження проявляються в недостатній гнучкості, високій залежності від припущень про раціональність учасників ринку та неспроможності враховувати неструктуровані дані.

У відповідь на ці виклики почалося активне впровадження інструментів Big Data та BI, здатних обробляти інформаційні потоки в реальному часі, виокремлювати приховані взаємозв'язки й забезпечувати точніші прогнози [21; 22]. Нові підходи ґрунтуються на поєднанні багатоканального збору даних з алгоритмами машинного навчання та аналітичними платформами, що дає змогу не лише відтворювати минулі закономірності, а й моделювати ймовірні сценарії розвитку. Отже, Big Data й BI становлять основу сучасних інструментів прогнозування, що істотно відрізняються від традиційних моделей.

З метою систематизації основних можливостей та окреслення їхнього практичного значення у фінансовій сфері доцільним є узагальнене структуроване представлення (табл. 1).



Таблиця 1

Сучасні інструменти прогнозування інвесторської поведінки на фондових
ринках

Інструмент	Особливості застосування	Переваги в прогнозуванні поведінки інвесторів
Big Data Analytics	Обробка масивів даних із різних джерел (соцмережі, новини, транзакції) у реальному часі	Виявлення прихованих трендів, робота з неструктурованими даними, зниження інформаційної асиметрії
Business Intelligence (BI)	Візуалізація даних, побудова інтерактивних дашбордів і сценаріїв	Ухвалення рішень на основі даних, швидка адаптація стратегій до ринкових змін
Machine learning (ML)	Застосування алгоритмів класифікації та прогнозування (нейромережі, Random Forest)	Підвищення точності прогнозів, можливість адаптації моделей до нових даних
Natural Language Processing (NLP)	Аналіз текстів новин, фінансових звітів і соціальних мереж	Визначення настроїв інвесторів (sentiment analysis), прогноз короткострокових коливань
Predictive Analytics	Створення моделей для прогнозування сценаріїв ринку на основі історичних і поточних даних	Забезпечення стратегічного бачення, оцінка ризиків та ймовірностей різних варіантів розвитку подій

Джерело: побудовано на підставі [2; 19; 20; 21; 22]

Ефективність сучасних підходів до прогнозування інвесторської поведінки визначається не лише наявністю потужних алгоритмів обробки даних, а й рівнем інтеграції між системами BI та платформами Big Data. У цьому контексті BI-платформи, такі як Tableau, Power BI, Qlik, відіграють роль інтерфейсу, який перетворює складні масиви інформації на доступні для інтерпретації візуалізації, дашборди та сценарні моделі. Завдяки цьому управлінські рішення ухвалюються швидше й на основі більшої кількості релевантних чинників [20; 21; 22]. Важливим елементом інтеграції є об'єднання BI-рішень із масивами даних, що надходять із різних джерел. Це можуть бути як класичні фінансові провайдери (Bloomberg, Refinitiv), так і альтернативні платформи, зокрема соціальні медіа (Twitter) або інструменти інформаційного пошуку (Google Trends). Саме багатоканальність джерел дає змогу відстежувати не лише офіційні ринкові дані, а й суспільні настрої, що безпосередньо впливають на інвестиційні рішення [20; 21; 22]. Технічно



інтеграція реалізується завдяки архітектурним рішенням для обробки та зберігання даних. Системи на основі Data Lake накопичують значні обсяги різномірної інформації в первісному вигляді, тоді як інструменти Hadoop та Spark дають змогу ефективно здійснювати паралельну обробку даних у режимі реального часу. Подальший розвиток можливий завдяки впровадженню концепції MLOps, яка інтегрує процеси машинного навчання в операційний цикл компаній, роблячи прогностичні моделі стабільними, відтворюваними та масштабованими [20; 21; 22]. Таким чином, інтеграція BI та Big Data формує комплексну екосистему, у межах якої поєднується збір, обробка, аналіз і візуалізація даних, що забезпечує якісно новий рівень прогнозування інвесторської поведінки. Узагальнену логіку цього процесу подано на рис. 1, де відображено основні етапи руху даних: від формування інформаційних потоків та їхньої обробки інструментами Big Data до інтеграції з алгоритмами машинного навчання та візуалізації результатів у BI-платформах.

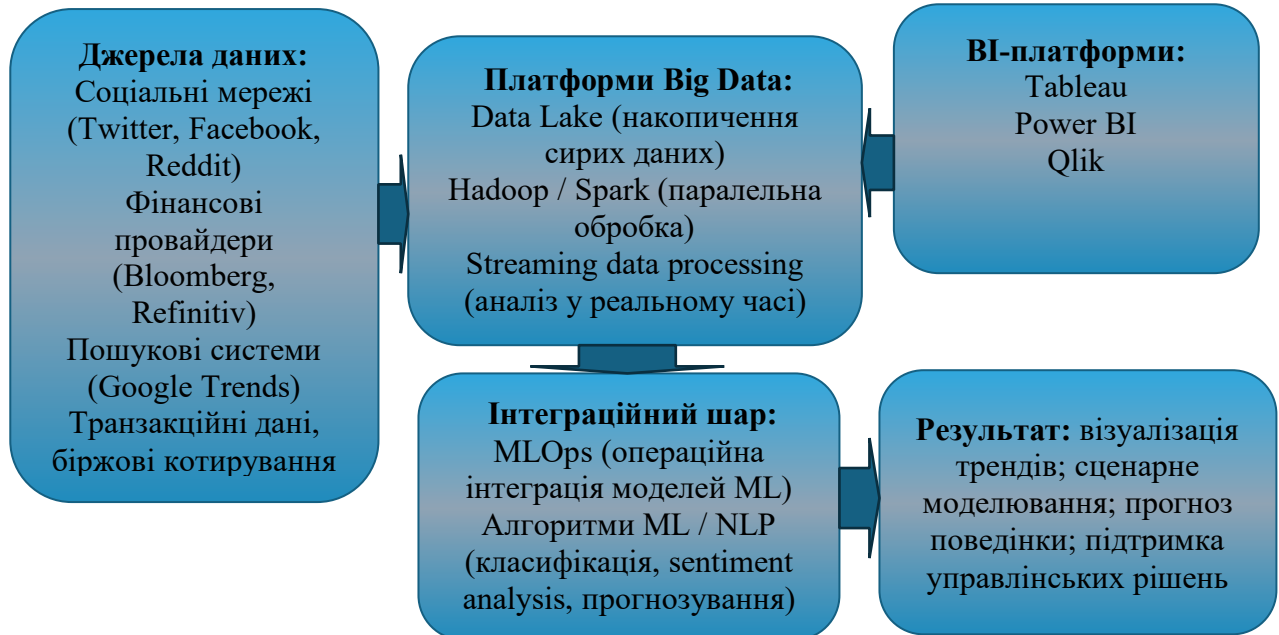


Рис. 1. Інтеграція BI та Big Data в прогнозуванні інвесторської поведінки
Джерело: складено автором на основі [2; 19; 20; 21; 22]

Подана схема відображає не лише технічну архітектуру інтеграції BI та Big Data, а й окреслює можливості їхнього практичного застосування в



прогнозуванні інвесторської поведінки. Одним із провідних напрямів є класифікація інвесторів за поведінковими патернами, що дає змогу виокремлювати групи з подібними реакціями на ринкові зміни та створювати адаптивні моделі їхньої діяльності. Вагомий аналітичний потенціал забезпечує також використання Natural Language Processing (NLP), завдяки якому здійснюється аналіз фінансових новин, корпоративних звітів і повідомлень у соціальних мережах, що дає змогу виявляти настрої учасників ринку та прогнозувати інформаційно зумовлені коливання. Потужними інструментами залишаються ансамблеві моделі машинного навчання (Random Forest, XGBoost) та сучасні нейромережеві архітектури (LSTM, Transformer), здатні відображати складні нелінійні взаємозв'язки й формувати як коротко-, так і довгострокові прогнози. Узагальнений огляд цих інструментів подано в табл. 2, що систематизує сучасні методи прогнозування інвесторської поведінки та їхні практичні можливості.

Таблиця 2

Сучасні методи прогнозування інвесторської поведінки

Метод	Суть застосування	Переваги в прогнозуванні
Класифікація інвесторів	Групування учасників ринку за подібними поведінковими патернами	Виявлення специфіки реакцій та побудова адаптивних моделей
NLP	Аналіз новин, звітів і соцмереж для оцінки настроїв та інформаційних сигналів	Прогнозування коливань, зумовлених інформаційними чинниками
Ансамблеві моделі ML	Застосування алгоритмів Random Forest, XGBoost для прогнозування трендів	Висока точність, здатність працювати з великими масивами даних
Нейромережеві архітектури	Застосування LSTM, Transformer для аналізу часових рядів та складних взаємозв'язків	Моделювання коротко- й довгострокових сценаріїв з мінімізацією похибки

Джерело: побудовано на основі [2; 19; 20; 21; 22]

Попри переваги сучасних методів прогнозування, їхнє застосування супроводжується низкою обмежень. Великі масиви даних часто містять зашумлену або суперечливу інформацію, що знижує точність моделей і потребує додаткового очищення. Водночас постають етичні питання,



пов'язані з прозорістю алгоритмів і ризиком маніпуляцій, а складні моделі машинного навчання залишаються «чорними ящиками», що ускладнює перевірку точності прогнозів і знижує рівень довіри до аналітичних систем.

Ці обмеження свідчать про потребу подальшого вдосконалення інструментів прогнозування та їхньої адаптації до специфіки фондових ринків. Важливим є поєднання технічних можливостей аналізу з гнучкими підходами, що враховують індивідуальні особливості інвесторів і вимоги сталого розвитку. З огляду на зазначене представлено інтеграційну форму персоналізованої аналітики інвесторської поведінки (табл. 3), яка комплексно поєднує методи прогнозування з конкретними показниками та шкалами оцінювання.

Таблиця 3

Інтеграційна форма персоналізованої аналітики інвесторської поведінки

Метод прогнозування	Основні показники	Шкала оцінки / діапазон значень	Практичне застосування в прогнозуванні
Класифікація інвесторів за патернами	Толерантність до ризику, інвестиційний горизонт, стиль ухвалення рішень	Низька – середня – висока; коротко-/довгостроковий	Визначення типу інвестора та адаптація стратегії прогнозування
NLP-аналіз новин і соцмереж	Настрої (sentiment index), частота згадувань, тональність повідомлень	Від –1 (негатив) до +1 (позитив); частота (кількість/день)	Виявлення інформаційних імпульсів і короткострокових коливань
Ансамблеві моделі ML	Історична волатильність, коефіцієнт Шарпа, обсяг торгів	Волатильність (%), Sharpe ratio (0–3+), обороти (млн)	Моделювання ймовірності зростання чи падіння активів
Нейромережі (LSTM, Transformer)	Динаміка часових рядів, трендові індикатори, аномалії	Індикатори тренду (–1; 0; +1), прогнозна ймовірність (%)	Прогнозування складних нелінійних сценаріїв поведінки інвесторів

Джерело: авторська розробка

Цінність підходу полягає у створенні інструменту, що підвищує точність



прогнозів, знижує рівень невизначеності й дає обґрунтовані рекомендації різним групам користувачів. Для інвесторів це означає можливість гнучкого коригування власних стратегій з урахуванням толерантності до ризику та поведінкових патернів; для аналітиків і фінансових консультантів – доступ до більш стандартизованих і надійних моделей; для регуляторів – застосування механізмів, що підвищують прозорість і передбачуваність ринкової динаміки. Таким чином, запропонована форма постає не лише як практичний інструмент інвестиційного аналізу, а і як методологічна основа для наукових досліджень, спрямованих на розвиток сучасної парадигми фондових ринків. Її унікальність полягає в інтеграції методів прогнозування з конкретними показниками та шкалами оцінки, що стандартизує результати, підвищує точність моделей і поєднує кількісні та якісні характеристики, даючи змогу враховувати як статистичні залежності, так і поведінкові чинники інвесторів.

Важливо враховувати ширший контекст ухвалення інвестиційних рішень, де зростає роль екологічних, соціальних та управлінських аспектів. Інтеграція ESG-чинників у систему прогнозування розширює можливості оцінки та робить аналітику більш комплексною й чутливою до глобальних викликів. Узагальнені підходи до цього подано в таблиці (табл. 4).

Таблиця 4

ESG-орієнтована форма прогнозування інвесторської поведінки

Компонент ESG	Основні показники	Шкала оцінки / діапазон значень	Потенційний вплив на інвесторську поведінку
Е – Екологічний	Викиди CO ₂ (тонн/рік), частка «зеленої» енергії в споживанні, індекс екологічної стійкості	CO ₂ : низький < 50 тис.; середній 50–200 тис.; високий > 200 тис. Частка відновлюваної енергії: 0–100%	Підвищення довіри довгострокових інвесторів, зростання привабливості в «зелених» портфелях
S – Соціальний	Індекс корпоративної репутації, рівень задоволеності працівників, частка витрат на соціальні програми	Репутація: низька (0–40), середня (41–70), висока (71–100) Задоволеність працівників: 0–100%	Формування позитивних очікувань, зниження ризику відпливу капіталу



Компонент ESG	Основні показники	Шкала оцінки / діапазон значень	Потенційний вплив на інвесторську поведінку
G – Управлінський	Прозорість фінансової звітності, індекс незалежності ради директорів, рівень дотримання комплаєнсу	Прозорість: низька (0–40), середня (41–70), висока (71–100) Незалежність ради: частка незалежних членів (%)	Зростання стійкості компанії, мінімізація репутаційних та правових ризиків

Джерело: авторська розробка

Запропонована ESG-орієнтована форма прогнозування є важливим доповненням до персоналізованої аналітики, оскільки дає змогу враховувати нематеріальні чинники, що дедалі більше впливають на поведінку інвесторів. Її цінність полягає в здатності трансформувати екологічні, соціальні та управлінські параметри в кількісні показники, придатні для інтеграції в прогностичні моделі поряд із фінансовими даними. Для інвесторів це створює можливість оцінювати компанії не лише за рівнем прибутковості, а й за довгостроковою стійкістю та відповідністю принципам сталого розвитку. Для фінансових аналітиків і консультантів форма стає інструментом стандартизованої оцінки ESG-ризиків, що полегшує побудову збалансованих інвестиційних стратегій. Для регуляторів та міжнародних організацій вона може слугувати основою для підвищення прозорості фондових ринків та розробки уніфікованих підходів до інтеграції ESG у фінансову практику.

Висновки. Дослідження показало, що інвесторська поведінка є визначальним чинником формування волатильності фондових ринків, а її аналіз вимагає врахування не лише раціональних моделей, а й поведінкових, емоційних та інформаційних чинників. Традиційні методи прогнозування, попри наукову цінність, поступово втрачають ефективність у середовищі швидкоплинних інформаційних потоків та багатоканальних джерел даних. Це зумовлює необхідність інтеграції інструментів Big Data та бізнес-аналітики, які дають змогу працювати зі значними обсягами різномірної інформації, ідентифікувати приховані закономірності та підвищувати точність прогнозів.



Наукова новизна отриманих результатів полягає в представленні форм персоналізованої аналітики та ESG-орієнтованого прогнозування, що поєднують кількісні показники, поведінкові патерни та нематеріальні чинники сталого розвитку. Це забезпечує комплексний підхід до моделювання інвесторської поведінки та дає змогу стандартизувати оцінки завдяки використанню шкал і показників.

Практична значущість розроблених форм полягає в їхньому застосуванні інвесторами для формування індивідуальних стратегій, фінансовими аналітиками – для підвищення точності прогнозів, а регуляторами – для посилення прозорості й стабільності фондового ринку. Отримані результати створюють основу для формування нової парадигми прогнозування інвесторської поведінки, яка поєднує технологічні інновації з принципами сталого розвитку. Подальші дослідження варто спрямувати на вдосконалення алгоритмів персоналізованої аналітики, розроблення інтегрованих ESG-метрик і впровадження адаптивних систем прогнозування в режимі реального часу, що підвищить стійкість і передбачуваність фондових ринків у глобальному вимірі.

Список використаних джерел

1. Гаврилiна А., Гаврилiн В. Розвиток iнвестицiйної теорiї в першiй половинi ХХ столiття. *Науковi iнновацiї та передовi технологiї*. 2024. № 8(36). С. 731-741. DOI: [https://doi.org/10.52058/2786-5274-2024-8\(36\)-731-741](https://doi.org/10.52058/2786-5274-2024-8(36)-731-741).
2. Двулiт З. П., Мазник Л. У. Роль бiзнес-аналiтики у епоху великих даних: новi можливостi для ухвалення управлiнських рiшень. *Управлiння та пiдприємництво в Україні: етапи становлення та проблеми розвитку*. 2024. № 2(12). С. 152–165. DOI: <https://doi.org/10.23939/smeu2024.02.152>.
3. Hong H., Kasperczyk M. The price of sin: the effects of social norms on markets. *Journal of Financial Economics*. 2009. Vol. 93, № 1. P. 15–36. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2008.09.001>.



4. Bollen J., Mao H., Zeng X. Twitter mood predicts the stock market. *Journal of Computational Science*. 2011. Vol. 2, № 1. P. 1–8. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jocs.2010.12.007>.

5. Wang W. Investor sentiment and stock market returns: a story of night and day. *The European Journal of Finance*. 2024. Vol. 30, № 13. P. 1437–1469. DOI: <https://doi.org/10.1080/1351847X.2024.2306942>.

6. Xiao Q., Ihnaini B. Stock trend prediction using sentiment analysis. *PeerJ Computer Science*. 2023. Vol. 9. Article e1293. DOI: <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.1293>.

7. Lee C. Y., Anderl E. Does business news sentiment matter in the energy stock market? Adopting sentiment analysis for short-term stock market prediction in the energy industry. *Frontiers in Artificial Intelligence*. 2025. Vol. 8. Article 1559900. DOI: <https://doi.org/10.3389/frai.2025.1559900>.

8. Mozaffari L., Zhang J. Predictive modeling of stock prices using transformer model. *ICMLT '24: proc. 9th Internl conf. on machine learning technol.* (Oslo, 24–26 May 2024). Oslo, Norway. P. 41-48. DOI: <https://doi.org/10.1145/3674029.3674037>.

9. Li Q., Kamaruddin N., Yuhaniz S. S., Al-Jaifi H. A. A. Forecasting stock prices changes using long-short term memory neural network with symbolic genetic programming. *Scientific Reports*. 2024. Vol. 14. Article 422. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-023-50783-0>.

10. Lewis K. F., Longstaff F. A., Petrasek L. Asset mispricing. *Journal of Financial Economics*. 2021. Vol. 141, № 3. P. 981–1006. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2020.05.011>.

11. Denbee E., Julliard C., Li Y., Yuan K. Network risk and key players: a structural analysis of interbank liquidity. *Journal of Financial Economics*. 2021. Vol. 141, № 3. P. 831–859. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2021.05.010>.

12. Ayuningtyas A., Mokodenseho S., Aziz A. M., Nugraheny D., Retnowati N. D. Big Data analysis and Its utilization for business decision-making.



West Science Information System and Technology. 2023. Vol. 1, № 01. P. 10–18.
DOI: <https://doi.org/10.58812/wsist.v1i01.177>.

13. Friede G., Busch T., Bassen A. ESG and financial performance: aggregated evidence from more than 2000 empirical studies. *Journal of Sustainable Finance & Investment*. 2015. Vol. 5, № 4. P. 210–233. DOI: <https://doi.org/10.1080/20430795.2015.1118917>.

14. Walheer B. Aggregation of metafrontier technology gap ratios: the case of European sectors in 1995–2015. *European Journal of Operational Research*. 2018. Vol. 269, № 3. P. 1013–1026. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2018.02.048>.

15. Перегуда Ю. Методика оцінки конкурентноспроможності продукції тваринництва в умовах економічних викликів. *Менеджмент та підприємництво: тренди розвитку*. 2024. Т. 2, № 28. С. 8–19. DOI: <https://doi.org/10.26661/2522-1566/2024-2/28-01>.

16. Kim S., Kim S. J., Kim K., Lee S. R., Chang M., Cho E., Kim Y.-B., Kim C. J., Chung U.-In, Yoo I.-K. Physical electro-thermal model of resistive switching in bi-layered resistance-change memory. *Scientific Reports*. 2013. Vol. 3. Article 1680. DOI: <https://doi.org/10.1038/srep01680>.

17. Волатильність: визначення та суть. *Intecracy Ventures*. URL: <https://www.inzhur.reit/blog/shho-take-volatilnist-proste-poyasnennya-dlya-investora> (дата звернення: 10.06.2025).

18. Герасименко С. С. Інформаційне забезпечення поведінки інвесторів на фондовому ринку. *Науковий вісник Національної академії статистики, обліку та аудиту: зб. наук. пр.* 2021. № 3–4. С. 5–14. DOI: <https://doi.org/10.31767/nasoa.3-4-2021.01>.

19. Neves P. C., Bernardino J. R. The role of Big Data and Business Analytics in decision making. Human-computer interaction and technology integration in modern society / ed. H. Rahman. IGI Global Scientific Publishing, 2021. P. 226–257. DOI: <https://doi.org/10.4018/978-1-7998-5849-2.ch010>.

20. Великі дані та прогнозування бізнес-тенденцій: як ефективно



використовувати цей технотренд. *Intecracy Ventures*. URL: <https://intecracy.ventures/ua/blog/velyki-dani-ta-prohnozuvannia-biznes-tendentsii-iak-efektyvno-vykorystovuvaty-tsei-tekhnotrend.html> (дата звернення: 10.06.2025).

21. Штерма Т. В., Сучу В. В., Каплін С. М. Застосування бізнес-аналітики в прогнозуванні кредитних ризиків фінансових установ. *Академічні візії*. 2025. № 47. URL: <https://www.academy-vision.org/index.php/av/article/view/2140> (дата звернення: 10.06.2025).

22. Остап'юк Н. А., Нікіфоренко В. В. Використання сучасних аналітичних інструментів та Big Data в оцінці вартості підприємств. *Економіка та суспільство*. 2025. № 75. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2025-75-42>.