

Циганова Надія Вікторівна

*доктор економічних наук, професор,
професор кафедри банківської справи та страхування
Київського національного економічного університету імені Вадима Гетьмана*

Tsyganova Nadiia

*Doctor of Economics, Professor,
Professor of the Department of Banking and Insurance
Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman
ORCID: 0000-0002-5186-8884*

Суляев Валентин Вікторович

*начальник відділу розробки алгоритмів та штучного інтелекту
АТ «КБ «ГЛОБУС»*

Suliaiev Valentyn

*Team Lead, Algorithm and AI Development Department
JSC «CB «GLOBUS»
ORCID: 0009-0008-5722-0318*

DOI: 10.25313/2520-2294-2025-3-10844

ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ОЦІНКИ ESG-РИЗИКІВ ТА ПІДТРИМКИ УХВАЛЕННЯ РІШЕНЬ У СФЕРІ СТАЛОГО ФІНАНСУВАННЯ

USE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE TO ASSESS ESG RISKS AND DECISION SUPPORT IN THE FIELD OF SUSTAINABLE FINANCE

Анотація. Вступ. Актуальність даної тематики обумовлена стрімким зростанням регуляторних вимог до ESG-звітності фінансових установ та підвищенням інтересом інвесторів до сталого фінансування в умовах глобальних кліматичних змін. На сьогодні обробка та аналіз різномірних ESG-даних стали критичним викликом для банківського сектору, що потребує впровадження інноваційних технологій штучного інтелекту для забезпечення точності оцінювання та конкурентних переваг на ринку відповідального інвестування.

Мета. Метою даного дослідження є аналіз можливостей та перспектив застосування ШІ у сфері оцінювання ESG-ризиків, а також обґрунтування практичних рекомендацій для банківських і фінансових установ щодо підвищення якості ухвалення рішень у межах сталого фінансування.

Матеріали і методи. Матеріалами дослідження є дані щодо застосування штучного інтелекту (ШІ) для оцінки екологічних, соціальних та управлінських (ESG) ризиків у банківському секторі та фінансах. Досліджено потенціал методів ШІ, зокрема машинного навчання (ML) та глибинного навчання, для ефективною ідентифікації, аналізу та прогнозування ESG-ризиків. Проаналізовано використання NLP для аналізу текстів (звіти, новини), алгоритмів класифікації/регресії (Random Forest, XGBoost, нейронні мережі) для ESG-рейтингів та оцінки ризиків, і методів виявлення аномалій проти «greenwashing».

У ході дослідження було сформовано вибірку з 50 компаній з публічною ESG/фінансовою звітністю за 3 роки; зібрано текстові дані (новини, релізи) через веб-скрейпінг; визначено та нормалізовано ключові ESG-метрики; побудовано та протестовано моделі ML (Random Forest, XGBoost) та глибинного навчання (нейронні мережі) для класифікації компаній за ESG-рівнем та регресії потенційних збитків; виконано оцінку точності моделей (Accuracy, ROC-AUC, RMSE) та їх інтерпретацію за допомогою Explainable AI (SHAP, LIME) для прозорості. Розроблено прототип системи для автоматизованого аналізу ESG-звітів.

Результати. У статті розглянуто можливості застосування штучного інтелекту (ШІ) в оцінюванні ESG-ризиків (екологічних, соціальних та управлінських) у банківській справі та фінансах. Виявлено зростаючу роль ESG-факторів через вимоги

сталого розвитку, регуляторний тиск та очікування стейкхолдерів, що робить інтеграцію ESG-показників у фінансові стратегії необхідною для управління репутаційними, регуляторними та операційними ризиками.

Проаналізовано сучасні методи машинного навчання для ідентифікації та прогнозування ризиків, а також обґрунтовано доцільність інтеграції таких підходів у процес прийняття рішень. Представлено результати дослідження ефективності моделей ШІ на основі реальних кейсів і наведено пропозиції щодо впровадження інноваційних рішень у банківський сектор.

Результати дослідження полягають у

- кількісній оцінці ефективності конкретних моделей ШІ (XGBoost – 87% точність класифікації, нейронна мережа – RMSE 0.12 для регресії) для ESG-оцінки на релевантних даних;
- застосуванню Explainable AI (SHAP, LIME) для підвищення прозорості ESG-моделей та ідентифікації ключових драйверів (викиди CO₂, управління, соц. політики);
- емпіричному підтвердженні зв'язку між високими ESG-оцінками (за ШІ) та кращими фінансовими показниками (нижча вартість капіталу, вища стійкість, нижчі кредитні ризики);
- розробці концепції інструменту для автоматизованого аудиту та виявлення невідповідностей у ESG-даних.

Обґрунтовано доцільність інтеграції ШІ-алгоритмів оцінки ESG у внутрішні процеси банків (ризик-менеджмент, скоринг, андеррайтинг, контроль, аудит). Запропоновано рекомендації щодо впровадження подібних технологій регуляторами та аудитором для вдосконалення нагляду та перевірки корпоративної звітності.

Перспективи. Перспективи подальших досліджень включають розширення вибірки компаній для підвищення надійності моделей, а також вивчення можливостей застосування більш складних підходів, таких як мультиагентні системи та квантові обчислення (Quantum Machine Learning), для покращення точності прогнозування ESG-ризиків у динамічних умовах.

Ключові слова: штучний інтелект, ухвалення рішень, поведінкові фінанси, ESG-ризиків, екологічні ризиків у банківському секторі, зелений банкінг, поведінкові ризиків, сталі фінансування, сталий розвиток.

Summary. Introduction. The relevance of this topic is driven by the rapid growth of regulatory requirements for ESG reporting by financial institutions and the increased interest of investors in sustainable financing in the context of global climate change. Today, processing and analyzing heterogeneous ESG data has become a critical challenge for the banking sector, which requires the introduction of innovative artificial intelligence technologies to ensure accurate assessment and competitive advantages in the responsible investment market.

Objective. The purpose of this study is to analyze the possibilities and prospects of using AI in the field of ESG risk assessment, as well as to substantiate practical recommendations for banking and financial institutions to improve the quality of decision-making in sustainable finance.

Materials and methods. The study is based on data on the use of artificial intelligence (AI) to assess environmental, social and governance (ESG) risks in the banking sector and finance. The potential of AI methods, in particular machine learning (ML) and deep learning, for effective identification, analysis and forecasting of ESG risks is investigated. The use of NLP for text analysis (reports, news), classification/regression algorithms (Random Forest, XGBoost, neural networks) for ESG ratings and risk assessment, and methods for detecting anomalies against greenwashing were analyzed.

In the course of the study, a sample of 50 companies with public ESG/financial reporting for 3 years was formed; textual data (news, releases) was collected through web scraping; key ESG metrics were identified and normalized; built and tested ML (Random Forest, XGBoost) and deep learning (neural networks) models to classify companies by ESG level and regress potential losses; evaluated the accuracy of the models (Accuracy, ROC-AUC, RMSE) and their interpretation using Explainable AI (SHAP, LIME) for transparency. A prototype system for automated analysis of ESG reports was developed.

Results. The article considers the possibilities of applying artificial intelligence (AI) in assessing ESG risks (environmental, social and governance) in banking and finance. The article reveals the growing role of ESG factors due to the requirements of sustainable development, regulatory pressure and stakeholder expectations, which makes the integration of ESG indicators into financial strategies necessary for managing reputational, regulatory and operational risks.

Modern machine learning methods for identifying and predicting risks are analyzed, and the feasibility of integrating such approaches into the decision-making process is substantiated. The results of a study of the effectiveness of AI models based on real cases are presented, and proposals for the implementation of innovative solutions in the banking sector are given.

The results of the study include

- quantifying the effectiveness of specific AI models (XGBoost – 87% classification accuracy, neural network – RMSE 0.12 for regression) for ESG assessment on relevant data;
- application of Explainable AI (SHAP, LIME) to increase the transparency of ESG models and identify key drivers (CO₂ emissions, governance, social policies);
- empirical confirmation of the link between high ESG scores (based on AI) and better financial performance (lower cost of capital, higher sustainability, lower credit risks);
- development of the concept of a tool for automated audit and identification of inconsistencies in ESG data.

The expediency of integrating AI algorithms for ESG assessment into the internal processes of banks (risk management, scoring, underwriting, control, audit) is substantiated. Recommendations for the introduction of such technologies by regulators and auditors to improve supervision and verification of corporate reporting are proposed.

Prospects. Prospects for further research include expanding the sample of companies to improve the reliability of the models, as well as exploring the use of more complex approaches, such as multi-agent systems and quantum computing (Quantum Machine Learning), to improve the accuracy of ESG risk forecasting in dynamic environments.

Key words: artificial intelligence, decision-making, behavioral finance, ESG risks, environmental risks in the banking sector, green banking, behavioral risks, sustainable finance, sustainable development.

Постановка проблеми. Сучасна банківська система та сфера фінансів дедалі частіше приділяють увагу питанням сталого розвитку та відповідального інвестування [19]. Зокрема, інтерес до ESG-факторів (Environmental, Social, Governance) зумовлений потребою у зменшенні негативного впливу на довкілля, підвищенні соціальної відповідальності та покращенні корпоративного управління. Фінансові установи дедалі частіше інтегрують ESG-показники у свої стратегії, враховуючи вимоги регуляторів та очікування зацікавлених сторін [20].

Разом із цим зростає важливість інноваційних технологій, зокрема штучного інтелекту (ШІ), які здатні підвищити ефективність оцінки ризиків і прийняття рішень. Методи машинного навчання та глибокого навчання дають змогу обробляти великі обсяги даних, включно з нефінансовими показниками, що особливо актуально для ESG-аналізу [21]. У контексті оподаткування, обліку й аудиту також спостерігається тенденція до запровадження інструментів ШІ, які спрощують процедури перевірки ESG-декларацій, виявлення «greenwashing» і вдосконалення системи корпоративного контролю [22].

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Використання штучного інтелекту (ШІ) для оцінки ESG-ризиків та підтримки ухвалення рішень у сфері сталого фінансування досліджували Chen L. [8]; Gao Z. [8]; Guo Y. [13]; Xiao Y. [13]; Hassan M. K. [14]; Cao J. [7]; Titman S. [7]; Aliyu S. [14]; Gillan S. L. [12]; Koch A. [12] та інші. Питання застосування методів машинного навчання для прогнозування ESG-рейтингів компаній розглядали Friede G. [18]; Busch T. [18]; Kim S. [17]; Amel-Zadeh A. [2]; Serafeim G. [2]; Arouri M. [3]; Yoon A. [17]; Yuan Q. [13] та інші. Методологія використання обробки природної мови (NLP) для аналізу ESG-розкриттів компаній досліджувалася у роботах Cohen L. [9]; Henrique B. M. [15]; Gomes M. [3]; Sobreiro V. A. [15]; Gurun U. G. [9]; Kimura H. [15]; Berg F. [4]; Koelbel J. F. [4]; Eccles R. G. [11]; Kastropeli M. D. [11] та інших. Серед зарубіжних дослідників питань використання ШІ для оцінки кліматичних ризиків у сталому фінансуванні відмітимо: Bolton P. [5]; Carney M. [6]; Kasperczyk M. [5]; Albuquerque R. [1]; Dafermos Y. [10]; Koskinen Y. [1]; Nikolaidi M. [10]; Rigobon R. [4]; In S. Y. [16]; Park K. Y. [16] та інших.

У наведених роботах детально досліджено потенціал ШІ для автоматизації процесу оцінки ESG-ризиків, зокрема через аналіз неструктурованих даних з численних джерел, включаючи фінансову звітність, новини, соціальні медіа та геопросторові дані. До-

слідники відзначають, що алгоритми машинного навчання дозволяють ефективно виявляти приховані закономірності в ESG-даних та прогнозувати рейтинги компаній з високою точністю [13; 17; 18]. Важливим напрямком є розробка моделей глибокого навчання для виявлення «зеленого відмивання» (greenwashing) через аналіз невідповідностей у корпоративних звітах та фактичній діяльності компаній [4; 9; 12].

Сьогодні особливої актуальності набувають дослідження використання ШІ для оцінки кліматичних ризиків фінансових установ та інвестиційних портфельів через зростаючі регуляторні вимоги щодо розкриття кліматичної інформації. Згідно з дослідженням Carney M. [6], моделі ШІ дозволяють фінансовим установам кількісно оцінювати фізичні та перехідні кліматичні ризики під різними сценаріями, що відповідає рекомендаціям Робочої групи з питань розкриття фінансової інформації, пов'язаної з кліматом (TCFD). Водночас, як зазначають Bolton P. та Kasperczyk M. [5], залишаються невирішеними питання прозорості алгоритмів ШІ та потенційної упередженості моделей, що може призвести до непередбачуваних наслідків для інвестиційних рішень.

З огляду на це, дослідження шляхів інтеграції ШІ в процеси оцінки ESG-ризиків та ухвалення рішень у сфері сталого фінансування з урахуванням етичних аспектів та забезпечення прозорості алгоритмів є актуальною темою для подальших наукових розвідок.

Метою даного дослідження є аналіз можливостей та перспектив застосування ШІ у сфері оцінювання ESG-ризиків, а також обґрунтування практичних рекомендацій для банківських і фінансових установ щодо підвищення якості ухвалення рішень у межах сталого фінансування.

Матеріали і методи. Матеріалами дослідження є дані щодо застосування штучного інтелекту (ШІ) для оцінки екологічних, соціальних та управлінських (ESG) ризиків у банківському секторі та фінансах. Досліджено потенціал методів ШІ, зокрема машинного навчання (ML) та глибокого навчання, для ефективної ідентифікації, аналізу та прогнозування ESG-ризиків. Проаналізовано використання NLP для аналізу текстів (звіти, новини), алгоритмів класифікації/регресії (Random Forest, XGBoost, нейронні мережі) для ESG-рейтингів та оцінки ризиків, і методів виявлення аномалій проти «greenwashing».

У ході дослідження було сформовано вибірку з 50 компаній з публічною ESG/фінансовою звітністю за 3 роки; зібрано текстові дані (новини, релізи) через веб-скрейпінг; визначено та нормалізовано ключові ESG-метрики; побудовано та протестовано

моделі ML (Random Forest, XGBoost) та глибинного навчання (нейронні мережі) для класифікації компаній за ESG-рівнем та регресії потенційних збитків; виконано оцінку точності моделей (Accuracy, ROC-AUC, RMSE) та їх інтерпретацію за допомогою Explainable AI (SHAP, LIME) для прозорості. Розроблено прототип системи для автоматизованого аналізу ESG-звітів.

Виклад основного матеріалу. В умовах розвитку поведінкової економіки та зростання ролі поведінкових фінансів усе більшу увагу привертають сутність ESG-факторів та їх роль у фінансах. ESG-фактори охоплюють три ключові напрями діяльності компаній:

- **E (Environmental)** — стан довкілля, обсяг викидів CO₂, використання ресурсів, управління відходами;
- **S (Social)** — дотримання прав людини, розвиток персоналу, взаємодія із суспільством;
- **G (Governance)** — прозорість управлінських рішень, структура ради директорів, антикорупційні політики [12].

Зростання уваги до ESG-факторів пояснюється потребою у формуванні «сталіх» інвестиційних портфелів, що не лише приносять фінансову вигоду, а й відповідають принципам соціальної та екологічної відповідальності [27; 28]. Для банків та інших фінансових установ інтеграція ESG-чинників дозволяє краще оцінити потенційні ризики, зокрема репутаційні, регуляторні та операційні, вплив яких посилюється в умовах поведінкової економіки. Сучасні технологічні підходи до оцінювання ESG-ризиків спрямовані на стабілізацію економічної системи в поведінковій економіці.

Традиційні методи оцінки ESG базуються на аналітичних звітах, опитуваннях та стандартизованих рейтингах (наприклад, MSCI ESG, Sustainalytics). Проте з появою великих обсягів даних (Big Data) і розвитком ШІ виникає можливість використовувати автоматизовані системи для збору, обробки та аналізу інформації [24]. Це охоплює:

- **Застосування Natural Language Processing (NLP)** для аналізу корпоративних звітів, новин, соціальних мереж з метою виявлення ESG-подій та ризиків;
- **Методи класифікації та регресії** (Random Forest, XGBoost, нейронні мережі) для визначення рейтингових оцінок ESG-компаній;
- **Алгоритми виявлення аномалій (Anomaly Detection)** для фіксації потенційних випадків «greenwashing» або недостовірності даних.

У межах податкової політики багато країн впроваджують стимули для компаній, що дотримуються високих екологічних стандартів. Відповідно, фінансові установи можуть використовувати моделі ШІ для оцінки потенційних пільг або ризиків невідповідності екологічним нормам [25]. З боку аудиту з'являються платформи, що застосовують Explainable AI (XAI) для перевірки прозорості корпоративних

ESG-звітів, мінімізації людських помилок і зменшення ризику фальсифікацій.

Етапи дослідження. Для досягнення мети статті застосовано міждисциплінарний підхід, що охоплює наступні етапи.

1. Збір та аналіз даних.

- Відібрано вибірку із 50 компаній із різних секторів економіки, які мають публічні ESG-звіти та фінансову звітність за останні 3 роки.
- Застосовано веб-скрейпінг для збору новинних публікацій і корпоративних прес-релізів, пов'язаних з ESG-подіями.

2. Формування індикаторів ESG.

- Для кожної компанії визначено ключові ESG-метрики: обсяг викидів CO₂, політика гендерної рівності, наявність антикорупційних програм тощо.
- Здійснено нормалізацію даних для уніфікації показників (масштабування до діапазону 0–1).

3. Побудова AI-моделей.

- Використано методи машинного навчання (Random Forest, XGBoost) та глибинного навчання (багатошарові нейронні мережі).
- Навчання моделей виконано для завдання рейтингування (classification) компаній за ESG-рівнем і прогнозування (regression) потенційних збитків за наявності негативних ESG-факторів.

4. Перевірка точності та інтерпретації.

- Оцінка якості моделей: точність (accuracy), коефіцієнт ROC-AUC, середньоквадратична помилка (RMSE).
- Використано методи Explainable AI (SHAP, LIME) для перевірки прозорості алгоритмів і виявлення ключових чинників, що впливають на остаточні оцінки [26].

5. Інтеграція в банківську практику.

- Моделювання сценаріїв (stress-testing) з урахуванням потенційних ESG-криз, таких як раптове введення суворіших екологічних стандартів.
- Аналіз можливостей використання результатів у системі внутрішнього контролю та аудиту банку.

Оцінка точності моделей. Результати порівняння кількох алгоритмів (Random Forest, XGBoost, багатошарової нейронної мережі) показали, що XGBoost продемонстрував найвищу точність класифікації компаній за рівнем ESG-ризиків — близько 87%, тоді як нейронна мережа досягла 85%, а Random Forest — 83%. Для задачі регресії (оцінка потенційних збитків) найкраще спрацювала багатошарова нейронна мережа з RMSE = 0,12, що свідчить про відносно високу якість прогнозування.

Інтерпретація ключових факторів. Метод SHAP дозволив визначити найбільш значущі змінні в моделях. Серед них:

- **Викиди CO₂ (E-фактор):** вплив на екологічний рейтинг та ризик регуляторних штрафів;
- **Корпоративне управління (G-фактор):** наявність незалежної ради директорів, прозора структура власності;

Таблиця 1

Порівняння середніх показників викидів CO₂ та ESG-рейтингів (2019–2021 рр.)

Група компаній	Середній рівень викидів CO ₂ , тис. т/рік	Середній ESG-рейтинг (0–1)
Високотехнологічні	50,2	0,72
Енергетичні	220,5	0,55
Промислові	180,7	0,58
Аграрні	90,1	0,63

Джерело: дані сформовано авторами на основі [24]

• **Соціальні ініціативи (S-фактор):** корпоративна соціальна відповідальність, політика гендерної рівності.

Вплив ESG-оцінок на фінансові рішення. Отримані результати свідчать, що компанії з вищими ESG-рейтинговими оцінками мали нижчу вартість капіталу та вищу стійкість до ринкових шоків. У банківському контексті це означає, що позичальники з кращими ESG-показниками потенційно мають нижчі кредитні ризики. Відповідно, інтеграція III-моделей, які враховують ESG-індикатори, може знизити рівень неповорнення кредитів та покращити процес андеррайтингу.

Розробка інструментів для аудиту та податкової перевірки. На базі отриманих моделей

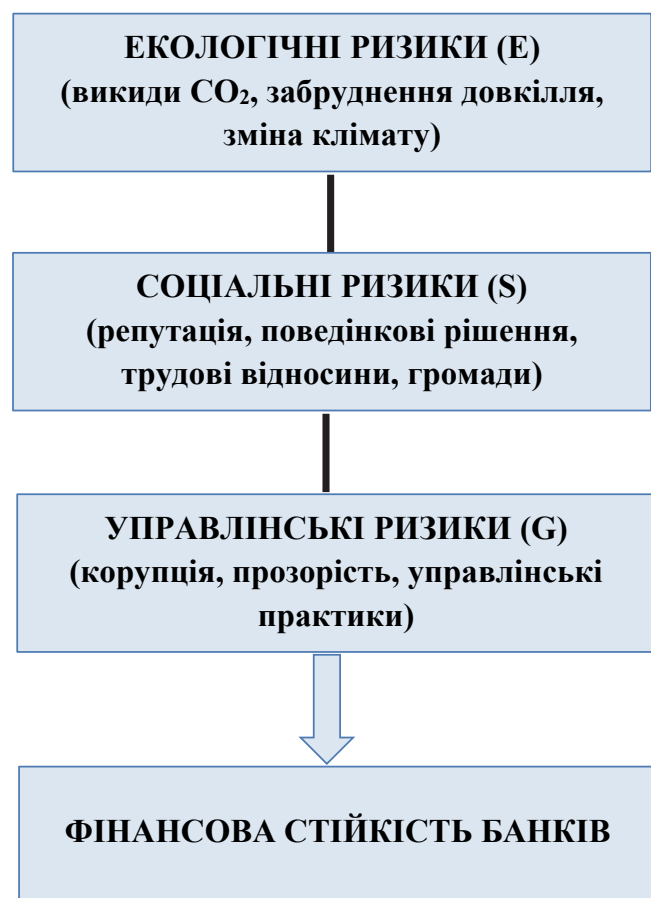


Рис. 1. Схематичне зображення ключових ESG-ризиків
Джерело: авторська розробка

було розроблено прототип системи для автоматизованого аналізу корпоративних звітів з метою виявлення можливих порушень або не послідовностей у ESG-даних. Така система може використовуватися:

- Аудиторами — для швидкого попереднього скринінгу звітності компаній;
- Податковими органами — для оцінки відповідності підприємств екологічним і соціальним стандартам при нарахуванні пільг або дотацій;
- Внутрішніми відділами банків — для аналізу ризиків у портфелі корпоративних клієнтів.

Таблиця 1 ілюструє приклад порівняння середнього рівня викидів CO₂ та загального ESG-рейтингу по групі досліджуваних компаній (умовні дані).

Аналіз даних табл. 1 свідчить про зворотну залежність між рівнем викидів CO₂ та загальним ESG-рейтингом: компанії з меншими обсягами шкідливих викидів частіше мають вищі інтегральні оцінки ESG.

Для наочності (рис. 1) наведено структуру потенційних ESG-ризиків, що можуть впливати на фінансову стійкість банківських портфелів.

Представлена схема наочно демонструє, що екологічні, соціальні та управлінські ризики не є ізольованими факторами, а формують складну систему взаємозалежностей, яка безпосередньо впливає на фінансову стабільність банківських активів. Глибоке розуміння цієї структури та потенційного кумулятивного ефекту від різних ESG-загроз стає критично важливим для розробки ефективних стратегій ризик-менеджменту та забезпечення довгострокової стійкості фінансових установ.

Висновки та перспективи подальших досліджень.

1. Значення ESG-факторів у банківській справі. Результати дослідження підтверджують, що високі ESG-показники корелюють із нижчим рівнем кредитного ризику та підвищеною фінансовою стабільністю.

2. Ефективність III-моделей. Запропоновані моделі на основі методів машинного навчання та глибинного навчання дають змогу з високою точністю оцінювати ESG-ризики, а також прогнозувати потенційні збитки за негативного сценарію.

3. Покращення аудиту та податкового контролю. Інструменти Explainable AI сприяють більшій прозорості перевірок, допомагають виявляти недостовірні ESG-заяви та «greenwashing».

4. Практичні рекомендації. Банківським установам доцільно інтегрувати ШІ-алгоритми оцінки ESG-чинників у внутрішні системи ризик-менеджменту та скорингу позичальників. Державним органам та аудиторам варто розглянути можливість впровадження подібних технологій для автоматизованого аналізу корпоративної звітності.

Майбутні напрямки дослідницької роботи у сфері прогнозування ESG-ризиків передбачають два ключові вектори розвитку для досягнення вищої предиктивної спроможності. По-перше, нагальною потребою є суттєве розширення бази даних шляхом включення значно більшої кількості компаній з різних секторів та географічних регіонів. Таке масштабування вибіркової сукупності є критично важливим для підвищення статистичної значущості, стійкості та надійності розроблених

моделей, забезпечуючи їх кращу здатність до генералізації. По-друге, перспективним є глибоке вивчення та подальша імплементація більш прогресивних та обчислювально складних аналітичних підходів. Зокрема, значний потенціал вбачається у застосуванні мультиагентних систем (MAS), що дозволяють моделювати складні взаємодії та емерджентну поведінку в системах з багатьма незалежними акторами, а також у використанні передових методів квантових обчислень, об'єднаних під терміном Quantum Machine Learning (QML). Очікується, що інтеграція цих інноваційних технологій дозволить суттєво покращити точність та своєчасність прогнозів ESG-ризиків, особливо в умовах високої турбулентності та нелінійності, що характеризують сучасні динамічні економічні та соціальні середовища.

Література

1. Albuquerque R., Koskinen Y., Zhang C. Corporate social responsibility and firm risk: Theory and empirical evidence. *Management Science*. 2019. Vol. 65, № 10. P. 4451–4469. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2018.3043>.
2. Amel-Zadeh A., Serafeim G. Why and How Investors Use ESG Information: Evidence from a Global Survey. *Financial Analysts Journal*. 2018. Vol. 74, № 3. P. 87–103. <https://doi.org/10.2469/faj.v74.n3.2>.
3. Arouri M., Gomes M., Pukthuanthong K. Corporate social responsibility and M&A uncertainty. *Journal of Corporate Finance*. 2019. Vol. 56. P. 176–198. <https://doi.org/10.1016/j.jcorpfin.2019.02.002>.
4. Berg F., Koelbel J. F., Rigobon R. Aggregate Confusion: The Divergence of ESG Ratings. *Review of Finance*. 2022. Vol. 26, № 6. P. 1315–1344. <https://doi.org/10.1093/rof/rfac033>.
5. Bolton P., Kasperczyk M. Do investors care about carbon risk? *Journal of Financial Economics*. 2021. Vol. 142, № 2. P. 517–549. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2021.05.008>.
6. Carney M. Breaking the Tragedy of the Horizon — climate change and financial stability. *Bank of England*. 2015. URL: <https://www.bankofengland.co.uk/speech/2015/breaking-the-tragedy-of-the-horizon-climate-change-and-financial-stability> (дата звернення: 23.02.2025).
7. Cao J., Titman S., Zhan X., Zhang W. E. ESG Preference, Institutional Trading, and Stock Return Patterns. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*. 2023. Vol. 58, № 1. P. 208–248. <https://doi.org/10.1017/S0022109022000199>.
8. Chen L., Gao Z., Zhang Y. AI and Big Data in Finance: A Review of the Literature and Future Research Directions. *The Journal of Finance and Data Science*. 2022. Vol. 8. P. 151–185. <https://doi.org/10.1016/j.jfds.2022.05.001>.
9. Cohen L., Gurun U. G., Nguyen Q. H. The ESG–Innovation Disconnect: Evidence from Green Patenting. *European Corporate Governance Institute — Finance Working Paper*. 2020. № 744/2021. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3718682>.
10. Dafermos Y., Nikolaidi M., Galanis G. Climate change, financial stability and monetary policy. *Ecological Economics*. 2018. Vol. 152. P. 219–234. <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2018.05.011>.
11. Eccles R. G., Kastropeli M. D., Potter S. J. How to Integrate ESG into Investment Decision-Making: Results of a Global Survey of Institutional Investors. *Journal of Applied Corporate Finance*. 2018. Vol. 30, № 2. P. 72–77. <https://doi.org/10.1111/jacf.12295>.
12. Gillan S. L., Koch A., Starks L. T. Firms and social responsibility: A review of ESG and CSR research in corporate finance. *Journal of Corporate Finance*. 2021. Vol. 66. P. 101889. <https://doi.org/10.1016/j.jcorpfin.2021.101889>.
13. Guo Y., Xiao Y., Yuan Q. Can ESG investing beat the market? Machine learning evidence from a multi-factor framework. *Journal of Banking & Finance*. 2023. Vol. 147. P. 106704. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2022.106704>.
14. Hassan M. K., Aliyu S., Paltrinieri A., Khan A. A review of Islamic investment and finance literature. *Economic Papers*. 2019. Vol. 38, № 4. P. 345–358. <https://doi.org/10.1111/1759-3441.12230>.
15. Henrique B. M., Sobreiro V. A., Kimura H. Literature review: Machine learning techniques applied to financial market prediction. *Expert Systems with Applications*. 2019. Vol. 124. P. 226–251. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.01.012>.
16. In S. Y., Park K. Y., Monk A. H. B. Is 'being green' rewarded in the market? An empirical investigation of decarbonization and stock returns. *Stanford Global Project Center Working Paper*. 2019. URL: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3020304 (дата звернення: 20.02.2025).
17. Kim S., Yoon A. Analyzing Active Managers' Commitment to ESG: Evidence from United Nations Principles for Responsible Investment. *Management Science*. 2022. Vol. 68, № 10. P. 7632–7657. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2022.4372>.

18. 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. <https://doi.org/10.1080/20430795.2015.1118917>.
19. OECD. Business Models for the Circular Economy: Opportunities and Challenges for Policy. 2019. URL: <https://www.oecd.org/environment/business-models-for-the-circular-economy-g2g9dd62-en.htm> (дата звернення: 22.02.2025).
20. Global Sustainable Investment Alliance. Global Sustainable Investment Review 2020. 2021. URL: <http://www.gsi-alliance.org/wp-content/uploads/2021/08/GSIR-20201.pdf> (дата звернення: 22.02.2025).
21. Chen T., Guestrin C. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. 2016. P. 785–794. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>.
22. Deloitte. ESG Executive Survey: Preparing for high-quality disclosures. 2022. URL: <https://www2.deloitte.com/us/en/pages/audit/articles/esg-survey.html> (дата звернення: 20.02.2025).
23. MSCI. The MSCI Principles of Sustainable Investing. 2020. URL: <https://www.msci.com/documents/10199/16912162/MSCI-ESG-House-View-FINAL.pdf> (дата звернення: 18.02.2025).
24. He H., Garcia E. A. Learning from imbalanced data. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. 2009. Vol. 21, № 9. P. 1263–1284. URL: <https://doi.org/10.1109/TKDE.2008.239> (дата звернення: 18.02.2025).
25. World Bank. The World Bank Group Climate Change Action Plan 2021–2025. 2021. URL: <https://openknowledge.worldbank.org/handle/10986/35799> (дата звернення: 19.03.2025).
26. Lundberg S. M., Lee S. I. A unified approach to interpreting model predictions. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2017. Vol. 30. P. 4768–4777. URL: <https://proceedings.neurips.cc/paper/2017/file/8a20a8621978632d-76c43dfd28b67767-Paper.pdf> (дата звернення: 20.03.2025).
27. Циганова Н. В. Взаємодія суб'єктів фінансового ринку в умовах поведінкової економіки. *Науковий погляд: економіка та управління*. 2019. Вип. 2 (64). С. 174–184. URL: http://scientificview.umsf.in.ua/archive/2019/2_64_2019/23.pdf (дата звернення: 20.03.2025).
28. Apalkova V., Meshko N., Apalkov S., Tsyganov S., Tsyganova N. The relevance of social and environmental commitments for entrepreneurs during wartime: Evidence from GEM Ukraine data. *Problems and Perspectives in Management*. 2025. Vol. 23, Issue 1. P. 352–363. [http://dx.doi.org/10.21511/ppm.23\(1\).2025.26](http://dx.doi.org/10.21511/ppm.23(1).2025.26).

References

1. Albuquerque, R., Koskinen, Y. & Zhang, C. (2019) Corporate social responsibility and firm risk: Theory and empirical evidence. *Management Science*. Vol. 65, № 10. P. 4451–4469. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2018.3043>.
2. Amel-Zadeh, A. & Serafeim, G. (2018) Why and How Investors Use ESG Information: Evidence from a Global Survey. *Financial Analysts Journal*. Vol. 74, № 3. P. 87–103. <https://doi.org/10.2469/faj.v74.n3.2>.
3. Arouri, M., Gomes, M. & Pukthuanthong, K. (2019) Corporate social responsibility and M&A uncertainty. *Journal of Corporate Finance*. Vol. 56. P. 176–198. <https://doi.org/10.1016/j.jcorpfin.2019.02.002>.
4. Berg, F., Koelbel, J.F. & Rigobon, R. (2022) Aggregate Confusion: The Divergence of ESG Ratings. *Review of Finance*. Vol. 26, № 6. P. 1315–1344. <https://doi.org/10.1093/rof/rfac033>.
5. Bolton, P. & Kacperczyk, M. (2021) Do investors care about carbon risk? *Journal of Financial Economics*. Vol. 142, № 2. P. 517–549. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2021.05.008>.
6. Carney, M. (2015) Breaking the Tragedy of the Horizon — climate change and financial stability. *Bank of England*. URL: <https://www.bankofengland.co.uk/speech/2015/breaking-the-tragedy-of-the-horizon-climate-change-and-financial-stability>.
7. Cao, J., Titman, S., Zhan, X. & Zhang, W. E. (2023) ESG Preference, Institutional Trading, and Stock Return Patterns. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*. Vol. 58, № 1. P. 208–248. <https://doi.org/10.1017/S0022109022000199>.
8. Chen, L., Gao, Z. & Zhang, Y. (2022) AI and Big Data in Finance: A Review of the Literature and Future Research Directions. *The Journal of Finance and Data Science*. Vol. 8. P. 151–185. <https://doi.org/10.1016/j.jfds.2022.05.001>.
9. Cohen, L., Gurun, U.G. & Nguyen, Q.H. (2020) The ESG–Innovation Disconnect: Evidence from Green Patenting. *European Corporate Governance Institute — Finance Working Paper*. № 744/2021. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3718682>.
10. Dafermos, Y., Nikolaidi, M. & Galanis, G. (2018) Climate change, financial stability and monetary policy. *Ecological Economics*. Vol. 152. P. 219–234. <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2018.05.011>.
11. Eccles, R. G., Kastropeli, M. D. & Potter, S. J. (2018) How to Integrate ESG into Investment Decision-Making: Results of a Global Survey of Institutional Investors. *Journal of Applied Corporate Finance*. Vol. 30, № 2. P. 72–77. <https://doi.org/10.1111/jacf.12295>.
12. Gillan, S. L., Koch, A. & Starks, L. T. (2021) Firms and social responsibility: A review of ESG and CSR research in corporate finance. *Journal of Corporate Finance*. Vol. 66. P. 101889. <https://doi.org/10.1016/j.jcorpfin.2021.101889>.
13. Guo, Y., Xiao, Y. & Yuan, Q. (2023) Can ESG investing beat the market? Machine learning evidence from a multi-factor framework. *Journal of Banking & Finance*. Vol. 147. P. 106704. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2022.106704>.
14. Hassan, M. K., Aliyu, S., Paltrinieri, A. & Khan, A. (2019) A review of Islamic investment and finance literature. *Economic Papers*. Vol. 38, № 4. P. 345–358. <https://doi.org/10.1111/1759-3441.12230>.

15. Henrique, B. M., Sobreiro, V. A. & Kimura, H. (2019) Literature review: Machine learning techniques applied to financial market prediction. *Expert Systems with Applications*. Vol. 124. P. 226–251. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.01.012>.
16. In, S. Y., Park, K. Y. & Monk, A. H. B. (2019) Is 'being green' rewarded in the market? An empirical investigation of decarbonization and stock returns. *Stanford Global Project Center Working Paper*. URL: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3020304.
17. Kim, S. & Yoon, A. (2022) Analyzing Active Managers' Commitment to ESG: Evidence from United Nations Principles for Responsible Investment. *Management Science*. Vol. 68, № 10. P. 7632–7657. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2022.4372>.
18. Friede, G., Busch, T. & Bassen, A. (2015) ESG and financial performance: aggregated evidence from more than 2000 empirical studies. *Journal of Sustainable Finance & Investment*. Vol. 5. № 4. P. 210–233. <https://doi.org/10.1080/20430795.2015.1118917>.
19. OECD (2019). Business Models for the Circular Economy: Opportunities and Challenges for Policy. URL: <https://www.oecd.org/environment/business-models-for-the-circular-economy-g2g9dd62-en.htm>.
20. Global Sustainable Investment Alliance (2021). *Global Sustainable Investment Review 2020*. URL: <http://www.gsi-alliance.org/wp-content/uploads/2021/08/GSIR-20201.pdf>.
21. Chen, T. & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. P. 785–794. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>.
22. Deloitte (2022). ESG Executive Survey: Preparing for high-quality disclosures. URL: <https://www2.deloitte.com/us/en/pages/audit/articles/esg-survey.html>.
23. MSCI (2020). The MSCI Principles of Sustainable Investing. URL: <https://www.msci.com/documents/10199/16912162/MSCI-ESG-House-View-FINAL.pdf>.
24. He, H. & Garcia, E. A. (2009). Learning from imbalanced data. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. 21(9). P. 1263–1284. <https://doi.org/10.1109/TKDE.2008.239>.
25. World Bank (2021). The World Bank Group Climate Change Action Plan 2021–2025. URL: <https://openknowledge.worldbank.org/handle/10986/35799>.
26. Lundberg, S. M. & Lee, S. I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 30. P. 4768–4777. URL: <https://proceedings.neurips.cc/paper/2017/file/8a20a8621978632d76c43dfd28b67767-Paper.pdf>.
27. Tsyhanova, N. V. (2019) Vzeyemodiya sub'yektiv finansovoho rynku v umovakh povedinkovoyi ekonomiky [Interaction of financial market entities in the context of behavioral economics]. *Scientific view: economics and management*. 2(64). P. 174–184. URL: http://scientificview.umsf.in.ua/archive/2019/2_64_2019/23.pdf [in Ukrainian].
28. Apalkova, V., Meshko, N., Apalkov, S., Tsyganov, S. & Tsyganova N. (2025) The relevance of social and environmental commitments for entrepreneurs during wartime: Evidence from GEM Ukraine data. *Problems and Perspectives in Management*. 23(1). P. 352–363. [http://dx.doi.org/10.21511/ppm.23\(1\).2025.26](http://dx.doi.org/10.21511/ppm.23(1).2025.26).