

Г. О. Чорноус,
д. е. н., професор, завідувач кафедри статистики, інформаційно-аналітичних систем
і демографії, Київський національний університет імені Тараса Шевченка
ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0003-4889-1247>
О. В. Шевченко,
аспірант, Київський національний університет імені Тараса Шевченка
ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0000-5451-0514>

DOI: 10.32702/2306-6814.2025.19.73

СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ДЛЯ ESG-ІНВЕСТИЦІЙ

G. Chornous,
Doctor of Economic Sciences, Professor, Head of the Department of Statistics,
Information and Analytical Systems and Demography, Taras Shevchenko National University of Kyiv
O. Shevchenko,
Postgraduate student, Taras Shevchenko National University of Kyiv

DECISION SUPPORT SYSTEMS FOR ESG INVESTMENTS

У статті систематизовано сучасні підходи до розробки систем підтримки прийняття рішень у сфері ESG-інвестицій. Виокремлено методологічні напрями, що включають багатокритеріальні моделі (MCDM), інструменти штучного інтелекту та машинного навчання (AI/ML), глибинне навчання (DL), аналітику великих даних (Big Data), мультиагентні архітектури, імітаційні та гібридні рішення. Для кожного з них визначено ключові переваги, обмеження та можливості застосування в інвестиційному аналізі. Особливу увагу приділено проблемі довіри до ESG-метрик, які часто є неповними або маніпулятивними, що створює ризик greenwashing. Запропоновано враховувати перспективу впровадження "шару довіри", який може бути забезпечений технологією Blockchain, для підвищення прозорості й достовірності даних. Результати дослідження можуть бути використані для розробки більш стійких та прозорих інвестиційних стратегій щодо інтеграції ESG-стандартів на підприємствах.

The article systematizes modern approaches to the development of decision support systems (DSS) in the field of ESG investments. It identifies the main methodological directions, including multi-criteria decision-making models (MCDM), artificial intelligence and machine learning tools (AI/ML), deep learning (DL), big data analytics, multi-agent architectures, simulation models, and hybrid solutions. For each of these approaches, the key advantages, limitations, and practical applications are defined. Special attention is paid to the problem of trust in ESG metrics, which are often incomplete, inconsistent, or subject to manipulation, creating the risk of greenwashing. The article proposes considering the integration of a "trust layer" to enhance transparency and data reliability. The findings suggest that combining classical analytical tools with modern AI-driven approaches can increase the robustness of decision support systems. Such results can be applied in forming

sustainable investment strategies, improving the quality of decision-making processes, and supporting enterprises and regulators in the transition towards sustainable finance. In this sense, DSS are becoming not only analytical tools but also mechanisms for building investor confidence and aligning business operations with long-term sustainability goals.

In addition, the methodological review emphasizes the interdisciplinary nature of DSS for ESG investments, which combine elements of economics, management, computer science, and data analytics. Such an approach not only strengthens the theoretical foundations of sustainable finance but also provides practical recommendations for enterprises and policymakers. By incorporating standardized ESG reporting, automated validation techniques, and advanced computational models, future DSS solutions can contribute to global efforts in achieving the Sustainable Development Goals (SDGs). Furthermore, the integration of emerging technologies such as blockchain, cloud platforms, and distributed ledgers may further enhance the immutability and interoperability of ESG data, creating more resilient infrastructures for global financial markets. This demonstrates that the integration of methodological diversity with transparent data governance is essential for advancing both academic research and applied investment practices, helping organizations to make informed decisions, manage risks effectively, and demonstrate accountability to stakeholders.

Ключові слова: системи підтримки прийняття рішень; ESG; інвестиції; великі дані; штучний інтелект; blockchain; мультиагентні системи; greenwashing.

Key words: decision support systems; ESG; investments; big data; artificial intelligence; blockchain; multi-agent systems; greenwashing.

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ У ЗАГАЛЬНОМУ ВИГЛЯДІ ТА ЇЇ ЗВ'ЯЗОК ІЗ ВАЖЛИВИМИ НАУКОВИМИ ЧИ ПРАКТИЧНИМИ ЗАВДАННЯМИ

У сучасних умовах глобалізації та цифрової трансформації дедалі більшого значення набуває урахування екологічних, соціальних та управлінських (ESG) факторів у процесах інвестування. Традиційні підходи, орієнтовані виключно на фінансові показники, уже не відображають повної картини сталого розвитку підприємств і не забезпечують інвесторам належного рівня оцінки ризиків. Зростання ролі нефінансової звітності створює потребу у нових інструментах аналізу, здатних інтегрувати різноманітні дані, оперативно обробляти великі інформаційні потоки та формувати прозорі рекомендації.

У цьому контексті системи підтримки прийняття рішень (СППР) стають ключовим інструментом для розробки ефективних ESG-стратегій. Водночас залишається низка проблем, пов'язаних із якістю та достовірністю вихідних ESG-метрик, відсутністю єдиних стандартів оцінювання та недостатнім рівнем довіри інвесторів до результатів аналізу. Це зумовлює необхідність огляду існуючих підходів до СППР та пошуку шляхів їх подальшого розвитку.

АНАЛІЗ ОСТАННІХ ДОСЛІДЖЕНЬ І ПУБЛІКАЦІЙ

У сучасних дослідженнях систем підтримки прийняття рішень для ESG-інвестицій виділяється кілька методологічних напрямів. De Lucia, Paziienza та Bartlett [1] довели, що застосування методів машинного навчання та логістичної регресії дозволяє прогнозувати

фінансові показники ROE і ROA на основі ESG-метрик публічних компаній у Європі, підтвердивши позитивний вплив сталих практик на фінансову результативність. Matos, Barros та Sarmento [2] дослідили стабільність дивідендної політики в європейських компаніях під впливом ESG-факторів, підкресливши роль нефінансових характеристик у стійкості корпоративних стратегій.

Li, Yu та Wang [3] розробили підхід до оцінювання ESG-менеджменту в промислових підприємствах, поєднавши алгоритми інтелектуального аналізу даних та багатокритеріальні методи. Yu, Rabhi та Bandara [4] запропонували онтологічну архітектуру для уніфікації ESG-показників, що підвищує сумісність даних і прозорість DSS. Lee, Lee, Lee та Kim [5] на основі семантичного аналізу й багатокейсового підходу ідентифікували ключові ESG-тренди у сфері міжнародних контейнерних перевезень.

Zhang, Zhang та Sun [6] виявили значний вплив політики торгівлі викидами вуглецю на ESG-результативність китайських підприємств, акцентуючи увагу на екологічному вимірі. Lavin та Montecinos-Pearce [7] здійснили емпіричний аналіз впливу різноманітності ради директорів на якість ESG-звітності в країнах, що розвиваються. Ma, Ock, Wu та Zhang [8] встановили, що внутрішній контроль опосередковано впливає на екологічні інновації через корпоративні інвестиції у довкілля.

Fu, Narayan, Weber, Tian та Ren [9] довели, що локальна конфуціанська культура визначає рівень ESG-рейтингів компаній у Китаї. Zhao, Elahi, Khalid, Sun [10] дослідили взаємозв'язок між силою влади CEO та корпоративними ризиками, показавши, що ESG-показники

значною мірою залежать від управлінських структур. Dong, Shao, Xin та Lu [11] побудували рамкову модель оцінювання сталого розвитку китайських електроенергетичних підприємств на основі поєднання ESG та цілей сталого розвитку.

Sood, Pathak, Jain та Gupta [12] використали нечіткий метод АНР для визначення пріоритетності ESG-факторів інвесторами в Індії, зробивши вагомий внесок у розвиток нечітких СППР. Su та Sun [13] вдосконалили модель TOPSIS на базі кумулятивної теорії перспектив для оцінки ESG-показників у державних гірничих підприємствах. Duan, Yang та Xiong [14] підтвердили, що високі ESG-результати зумовлюють зростання вартості китайських виробничих компаній.

Zhai, Ding, Zhang, Jiang та Zhang [15] продемонстрували, що розвиток цифрової інфраструктури (зокрема в межах політики Broadband China) підвищує рівень ESG-ефективності компаній. Yuan, Luan та Wang [16] проаналізували вплив подій ESG-рейтингу на інновації у сфері зелених технологій, наголосивши на ролі неформальних соціальних регуляторів. Ren, Zhou, Si, Wang та Guo [17] показали, що ESG-показники традиційних енергетичних компаній прямо впливають на масштаби їхніх інновацій у сфері сталого розвитку.

ФОРМУЛЮВАННЯ ЦІЛЕЙ СТАТТІ (ПОСТАНОВКА ЗАВДАННЯ)

Метою статті є систематизація та критичний аналіз сучасних підходів до розробки і використання систем підтримки прийняття рішень у сфері ESG-інвестицій. Завдання дослідження полягають у:

- узагальненні методологічних напрямів для формування бази моделей (MCDM, AI/ML, Deep Learning, Big Data, мультиагентні та гібридні СППР);
- визначенні їх ключових переваг і обмежень у контексті прийняття інвестиційних рішень;
- виявленні існуючих проблем, пов'язаних з якістю, сумісністю та достовірністю ESG-даних;
- окресленні перспектив подальшого розвитку СППР з акцентом на підвищення прозорості та надійності інвестиційного аналізу.

ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ ДОСЛІДЖЕННЯ

Сфера інвестицій підприємства дедалі більше залежить від урахування екологічних, соціальних та управлінських факторів (ESG-стандартів). У цих умовах у бізнес-середовищі стрімко розвиваються системи підтримки прийняття інвестиційних рішень (СППР), які дають змогу інтегрувати фінансові та нефінансові показники.

Сьогодні існує чимало напрямів розвитку бази моделей СППР, що застосовуються до ESG-інвестицій, базуючись на багатокритеріальних методах (MCDM), методах машинного навчання та штучного інтелекту (AI/ML), методах обробки великих даних (Big Data), мультиагентному підході, а також гібридизації підходів. Проте із зростанням глобалізації, уніфікації міжнародних стандартів і посиленням регуляторних вимог ці системи стикаються з новими викликами — вони вже не завжди здатні забезпечити достатньо точну оцінку ризиків і перспектив зростання.

Сучасні СППР, крім традиційних фінансових показників, дедалі частіше враховують рівень екологічних викидів, якість корпоративного управління, соціальну політику компаній та інші нефінансові фактори. Водночас саме якість вихідних ESG-метрик залишається головною проблемою: компанії нерідко подають неповні або викривлені дані, що створює ризик greenwashing — маніпулятивного завищення екологічних чи соціальних показників задля підвищення інвестиційної привабливості.

Одним із найстаріших і водночас найбільш поширених підходів до побудови СППР є багатокритеріальні методи (MCDM). Вони дозволяють поєднувати фінансові показники з нефінансовими (екологічними, соціальними, управлінськими) в єдиній моделі. Такий підхід дає змогу структурувати складну проблему у вигляді системи критеріїв та альтернатив і здійснювати їх подальшу обробку за допомогою алгоритмів АНР, TOPSIS, PROMETHEE, ELECTRE, DEMATEL тощо. У результаті формується рейтинг варіантів, що робить процес вибору прозорим і керованим.

У контексті ESG-стратегій багатокритеріальні СППР застосовуються для вибору сталих фондів або інвестиційних стратегій [12; 13], оцінки ESG-показників на основі експертних суджень і їхнього подальшого ранжування [12; 14], а також інтеграції кількісних і якісних факторів у єдину модель оцінювання [13].

Практика показує, що використання гібридних багатокритеріальних моделей забезпечує більш узгоджені результати, ніж застосування одного алгоритму. Поєднання, наприклад, АНР і TOPSIS дає змогу уникнути розсіяності оцінок і підвищує збалансованість результатів [13]. Такі системи також можуть адаптувати інвестиційні стратегії до змін регуляторних вимог, зберігаючи універсальність для різних ринків і юрисдикцій [14]. Додатково, інтеграція MCDM з інструментами штучного інтелекту дає можливість автоматизувати обробку ESG-даних і зменшити суб'єктивність у визначенні ваг критеріїв, водночас зберігаючи прозорість процесу прийняття рішень [12].

Суттєвою перевагою багатокритеріальних СППР є відкритість і зрозумілість усіх етапів аналізу. Водночас головним обмеженням залишається суб'єктивність: ваги критеріїв задаються експертами, що створює ризик упередженості. Використання нечіткої логіки частково знижує цю проблему, але водночас додає додатковий елемент невизначеності [12; 13].

Таким чином, багатокритеріальні СППР залишаються базовим інструментом для інтеграції ESG-факторів у розробці підходу до оцінювання ESG-менеджменту в промислових підприємствах, поєднують у процесі прийняття інвестиційних рішень. Вони забезпечують гнучкість і прозорість, однак потребують подальшого розвитку механізмів автоматизованого збору й перевірки даних.

Зі значним розвитком інформаційних технологій та зростанням обчислювальних потужностей важливим проривом у сфері кібернетичних наук стало застосування методів штучного інтелекту та машинного навчання (AI/ML). Сучасні СППР, які використовують у своїх моделях ці підходи, отримали можливість більш глибокого та точного аналізу, прогнозування та швидкої обробки великих масивів даних (Big Data).

AI/ML, інтегровані в СППР, здатні опрацьовувати як фінансові дані, так і нефінансові показники (екологічні викиди, прозорість управління, соціальні маркери тощо), що належать до ESG-стандартів, забезпечуючи більш виважені інвестиційні рішення. Такі системи формують ESG-стратегії, у яких під час формування інвестиційного портфеля враховуються ESG-показники, а для оцінювання використовуються алгоритми ML [1]. Методи машинного навчання застосовуються для класифікації компаній за рівнем відповідності ESG-вимогам та для визначення можливих інвестиційних варіантів [1; 11]. Вони також дозволяють аналізувати широкий спектр ESG-даних із різних джерел, що дає змогу не лише оцінювати поточний стан компаній, а й прогнозувати їхню поведінку в динаміці [3].

Суттєвою перевагою AI/ML-СППР є їхня адаптивність: такі системи здатні навчатися на нових даних і коригувати моделі відповідно до змін ринкових чи регуляторних умов. Це особливо важливо у сфері ESG, де стандарти швидко змінюються, а очікування інвесторів постійно зростають.

Водночас головним викликом залишається якість і надійність даних. Навіть найкращі алгоритми не гарантують достовірних результатів у разі використання неперевіраних або викривлених ESG-метрик [11]. Додатково на достовірність ESG-оцінок впливають культурні та інституційні чинники, що підтверджує дослідження локальної конфуціанської культури в Китаї [9]. Ця проблема безпосередньо пов'язана з явищем Greenwashing, коли компанії маніпулюють нефінансовою звітністю задля підвищення своєї інвестиційної привабливості.

Таким чином, AI/ML-СППР потребують інтеграції з механізмами перевірки та забезпечення прозорості даних, що дозволить знизити ризики викривлення інформації та підвищити довіру до результатів аналізу.

Окремим напрямом розвитку сучасних СППР є застосування глибинного навчання (Deep Learning, DL). На відміну від класичних алгоритмів машинного навчання, DL дає змогу будувати складні багаторівневі моделі, здатні автоматично виявляти приховані залежності у великих і різномірних масивах даних. У сфері ESG-інвестицій це особливо важливо, адже компанії генерують значні обсяги інформації — від фінансової звітності та нефінансових показників до новинних публікацій і неструктурованих текстів соціальних мереж.

СППР, що використовують DL-моделі, здатна забезпечувати більш точне прогнозування дохідності та ризиків ESG-портфелів. Нейронні мережі виявляють приховані закономірності між ESG-метриками та фінансовими показниками краще, ніж класичні методи. Дослідження підтверджують підвищення точності прогнозування дохідності та зменшення похибки у визначенні ризику в порівнянні з багатокритеріальними та ML-підходами [1].

Гібридні рішення, що поєднують DL із багатокритеріальними методами, поєднують високу точність прогнозів, характерну для DL, з прозорістю процесу прийняття рішень, яку забезпечують MCDM-моделі. Це особливо важливо, адже інтерпретованість результатів залишається ключовим фактором довіри з боку інвесторів.

До основних переваг DL-СППР належать здатність обробляти великі й різномірні дані, вища точність прогнозування фінансових результатів та ESG-ризиків, а також можливість виявляти складні й нелінійні взаємозв'язки. Водночас DL має суттєве обмеження — залежність від великих обсягів якісних даних. У контексті ESG це критично, адже дані часто неповні, різномірні та можуть бути викривлені через greenwashing.

Швидке зростання обсягів корпоративних даних призвело до формування нового напрямку у розвитку СППР — інтеграції технологій Big Data Analytics. Це особливо актуально у сфері ESG-інвестицій, де обсяги та різномірність даних є надзвичайно великими: фінансові та нефінансові звіти, державні реєстри, публікації, інформація, отримана з виробництва і логістичних систем тощо. Основне завдання Big Data-СППР полягає у зборі, очищенні та аналізі цих потоків для подальшого використання у процесі прийняття інвестиційних рішень.

Такі системи можуть використовувати великі дані для оцінювання ESG-ризиків, інтегруючи інформацію з відкритих джерел і корпоративної звітності. Алгоритми аналізу даних дозволяють формувати інтегровані оцінки сталості компаній та виявляти приховані закономірності й тренди, які не видно у традиційних фінансових моделях [11]. Інтеграція Big Data з методами машинного навчання розширює ці можливості: алгоритми ML здатні будувати прогнози дохідності та ризиків, а СППР інтегрує отримані результати у процес відбору інвестиційних альтернатив. Це поєднання значно підвищує точність прогнозування та дозволяє швидко адаптуватися до змін ринкових умов [1; 6].

До основних переваг Big Data-СППР належать здатність працювати з різними типами даних (структурованими, неструктурованими, потоковими), інтеграція ESG-звітності з відкритих і внутрішніх баз, а також підвищення точності прогнозів завдяки ширшому інформаційному контексту. Водночас великі обсяги інформації самі по собі не гарантують її якості і достовірності, особливо коли компанії свідомо прикрашають свої ESG-показники. Це створює передумови для інтеграції таких систем із Blockchain-технологіями, які можуть забезпечити прозорість і надійність вхідних даних.

Перспективним напрямом розвитку СППР є використання мультиагентних систем (Multi-Agent DSS). Їхня ключова перевага полягає у здатності моделювати взаємодію різних учасників інвестиційного процесу — компаній, інвесторів, регуляторів, аудиторів та навіть споживачів. Кожен агент виконує власну роль і діє автономно, але водночас взаємодіє з іншими. Це дозволяє системі відтворювати складну багаторівневу динаміку прийняття рішень у сфері ESG.

Мультиагентні СППР активно застосовуються для розробки сталих інвестиційних стратегій. Агентам делегуються завдання зі збору даних, аналізу ESG-показників, виявлення ризиків та формування рекомендацій для інвесторів. Завдяки багаторівневій структурі агенти можуть оновлювати власні правила на основі нової інформації, що підвищує адаптивність системи до змін ринкового середовища.

Ефективним виявляється поєднання мультиагентного підходу з методами глибинного навчання. У такій архітектурі агенти виконують функції збору та поперед-

Таблиця 1. Переваги і недоліки сучасних методологічних підходів до прийняття рішень у сфері ESG-інвестицій

Підходи до підтримки рішень	Характеристики підходів		
	Основні переваги	Недоліки	Додатково
MCDM	Прозорість; адаптивність до змін стандартів; зрозумілий процес зважування	Суб'єктивність ваг; залежність від експертних оцінок	Інтеграція з AI для зменшення впливу людського чинника
AI/ML	Прогнозування ризиків; адаптивність до нових даних; робота з великими обсягами	Чутливість до якості даних; можливе перенавчання	Використання разом з MCDM для пояснюваності
Deep Learning (DL)	Висока точність прогнозів; здатність обробляти великі та різномірні дані	«Чорний ящик»; потреба у великих наборах якісних даних	Поєднання з MCDM для прозорості
Big Data DSS	Інтеграція різних джерел (фінанси, ESG, новини, сенсори); виявлення трендів	Проблеми стандартизації; потреба в значних обчислювальних ресурсах	Використання семантичних моделей для інтероперабельності
Multi-Agent DSS	Моделювання взаємодії стейкхолдерів; адаптивність; паралельна обробка даних	Складність проектування; залежність від вхідних даних	Поєднання з DL для підвищення точності
Гібридні DSS	Баланс точності та пояснюваності; робастність; гнучкість	Складність інтеграції методів; ресурсомісткість	Найперспективніший напрям розвитку
Fuzzy DSS	Робота з невизначеністю; врахування якісних/лінгвістичних оцінок	Складність формалізації лінгвістичних змінних	Поєднання з MCDM для більшої точності
Simulation DSS	Перевірка стратегій у різних сценаріях; оцінка стійкості	Високі вимоги до даних і моделей сценаріїв	Використання з Big Data для реалістичних прогнозів

Джерело: сформовано авторами на основі [1; 3; 5; 6; 11; 12; 13; 14; 15; 16; 17].

ньої валідації ESG-даних, тоді як DL-моделі прогнозують ризики. Подібна інтеграція значно покращує результати у виявленні маніпуляцій у звітності та підвищує якість інвестиційних рекомендацій.

До основних переваг мультиагентних СППР належать гнучкість та адаптивність, розподіленість у роботі з різними джерелами даних та можливість моделювання конфлікту інтересів, що дозволяє відтворювати реальні ситуації взаємодії між підприємствами, інвесторами та регуляторами. Водночас обмеженням таких систем є складність проектування: зі збільшенням кількості ролей та зв'язків модель стає важчою для реалізації. Крім того, мультиагентні системи залишаються чутливими до достовірності вхідних даних: у випадку викривлених ESG-звітів повністю усунути ризик greenwashing вони не можуть [4].

Сучасний розвиток СППР у сфері ESG-інвестицій дедалі частіше спрямований у бік гібридних рішень, які поєднують кілька методологічних підходів. Це пояснюється тим, що жоден окремих інструмент не здатен одночасно забезпечити високу точність прогнозів, пояснюваність результатів і стійкість у динамічних ринкових умовах.

Гібридні моделі дозволяють компенсувати недоліки кожного з методів і формувати більш збалансовані результати. Наприклад, поєднання багатокритеріальних методів, зокрема fuzzy AHP, із процедурами оцінюван-

ня ESG-факторів забезпечує точніші результати [12]. Інтеграція DL з багатокритеріальністю в глибинних нейронних мережах поєднує високу точність прогнозів із можливістю пояснення рішень інвесторам. Використання Big Data разом із ML забезпечує збір і структурування великих потоків даних, побудову прогнозів і формування рішень на основі обробленої інформації [1; 6]. Поєднання мультиагентних систем із DL створює архітектуру, де агенти відповідають за збір і валідацію ESG-даних, а нейронні мережі прогнозують ризики, що дозволяє досягти як адаптивності, так і високої точності.

Основними перевагами гібридних СППР є стійкість до змін ринку завдяки поєднанню різних методів, баланс між точністю та прозорістю — коли прогнозні моделі забезпечують якість, а багатокритеріальність гарантує зрозумілість результатів, а також адаптивність, що дає змогу інтегрувати нові підходи у разі потреби. Водночас головним обмеженням залишається складність реалізації: інтеграція кількох методів вимагає значних обчислювальних ресурсів, уніфікованих форматів даних і ретельно продуманої архітектури [1; 12].

Ще одним важливим напрямом розвитку СППР у сфері ESG-інвестицій є використання нечіткої логіки (fuzzy logic) та імітаційного моделювання (simulation modeling). Ці підходи особливо корисні в умовах невизначеності та неповноти даних, що є типовим для ESG-звітності.

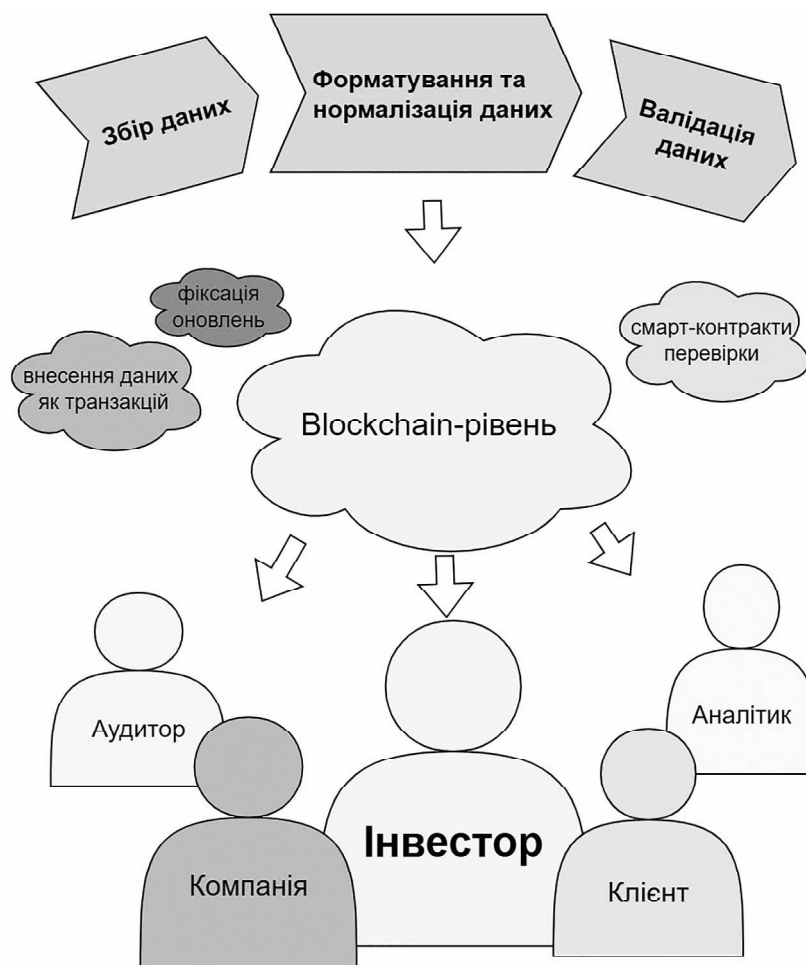


Рис. 1. Підтримка інвестиційних рішень з Blockchain-модулем

Джерело: сформовано авторами.

Нечітка логіка дозволяє працювати з якісними та експертними оцінками, які складно виразити у числовій формі. У СППР для сталих інвестицій нечіткий підхід застосовується тоді, коли оцінка ESG-факторів подається через лінгвістичні змінні на кшталт "високий рівень відповідальності" чи "низькі ризики". Це зменшує суб'єктивність і враховує невизначеність у судженнях експертів, роблячи моделі більш наближеними до реальних управлінських ситуацій, де дані неповні або неоднозначні [12].

Імітаційне моделювання, своєю чергою, використовується для створення сценаріїв розвитку ринку, змін регуляторних умов або появи нових ESG-вимог. Поєднання багатокритеріального аналізу та імітаційних підходів дозволяє перевіряти, як інвестиційні рішення проявлятимуть себе в умовах різних сценаріїв — від сприятливих до кризових [12]. Це додає надійності і дає змогу інвесторам оцінити стійкість стратегій у довгостроковій перспективі.

Серед ключових переваг цих підходів — здатність враховувати невизначеність і суб'єктивні фактори, формувати сценарії розвитку майбутнього, що допомагають готуватися до можливих ризиків, а також гнучкість у поєднанні з іншими методами (MCDM, ML, Multi-Agent). Водночас основними викликами залишаються складність формалізації лінгвістичних змінних і потреба у

значних обчислювальних ресурсах для моделювання сценаріїв. Найвищу ефективність нечіткої та імітаційної підходи демонструють у поєднанні з іншими методологіями, наприклад нечіткість разом з багатокритеріальністю або імітаційний підхід разом з AI.

Порівняльну характеристику різних методологічних підходів до розвитку СППР наведено у таблиці 1.

СППР у сфері ESG-інвестицій охоплюють широкий спектр підходів — від класичних багатокритеріальних до сучасних AI/ML, глибокого навчання, Big Data, мультиагентних архітектур, гібридних рішень, а також методів на основі нечіткої логіки й імітаційного моделювання. Разом вони формують міцну методологічну базу для інтеграції ESG-факторів у процеси інвестиційного аналізу та стратегічного планування.

Проте всі ці системи мають спільне обмеження: вони покладаються на вихідні ESG-метрики, що подаються компаніями у звітності. Такі дані часто неповні, несумісні між різними джерелами й нерідко піддаються маніпуляціям (greenwashing) [6; 9]. Проблема стандартизації та інтероперабельності також залишається невирішеною: існують різні моделі й підходи до вимірювання ESG-показників, але вони не інтегровані у практичні СППР на широкому рівні.

Ключовим недоліком сучасних систем є відсутність механізмів, які б гарантували незмінність даних, підтвер-

джене походження інформації та її верифікацію незалежними сторонами. Навіть найточніші алгоритми втрачають довіру, якщо базуються на викривлених або неперевіренних даних. У результаті для інвесторів виникає критичний бар'єр: рішення приймаються на основі звітності, яка може бути сфальсифікованою [6].

Гібридні СППР можна розглядати як один із найперспективніших напрямів розвитку у сфері ESG-інвестицій. Вони створюють основу для наступного кроку — інтеграції додаткового "шару довіри" до даних, який може бути забезпечений технологією Blockchain (Рис. 1).

ВИСНОВКИ ТА ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМІ

У ході дослідження систематизовано основні підходи до побудови СППР у сфері ESG-інвестицій. Показано, що багатокритеріальні моделі забезпечують структурованість та прозорість оцінювання, інструменти AI/ML та Deep Learning — високу точність прогнозування, Big Data-технології — масштабність та інтеграцію різних джерел інформації, а мультіагентні системи — адаптивність і можливість моделювання взаємодії учасників ринку. Водночас усі ці підходи залишаються вразливими до якості вихідних ESG-метрик, відсутності їхньої уніфікації та ризику маніпулятивних практик, що обмежує довіру інвесторів.

Практична значущість роботи полягає у виокремленні переваг і обмежень сучасних рішень, що може стати основою для вибору оптимальних СППР залежно від завдань інвестора та доступних ресурсів. Додатковим напрямом розвитку є інтеграція СППР із технологіями підвищення прозорості даних (зокрема блокчейн-рішень), що створює передумови для формування надійних інвестиційних стратегій.

Перспективи подальших досліджень вбачаються у:

- розробці методів валідації та стандартизації ESG-даних;
- поглибленому аналізі ефективності гібридних СППР у динамічних ринкових умовах;
- вивченні можливостей інтеграції агентно-орієнтованих підходів у поєднанні з технологіями штучного інтелекту;
- практичній апробації моделей на прикладі реальних українських підприємств.

Таким чином, СППР для ESG-інвестицій залишаються ключовим інструментом у процесі переходу до сталого розвитку, а їхнє вдосконалення сприятиме підвищенню довіри інвесторів і зміцненню конкурентних позицій підприємств на глобальному ринку.

Література:

1. De Lucia C., Pazienza P., Bartlett M. Does good ESG lead to better financial performances by firms? Machine learning and logistic regression models of public enterprises in Europe. *Sustainability*. 2020. Vol. 12, No 13, 5317. DOI: <https://doi.org/10.3390/su12135317>.
2. Matos P. V., Barros V., Sarmiento J. M. Does ESG affect the stability of dividend policies in Europe? *Sustainability*. 2020. Vol. 12, No 21, 8804. DOI: <https://doi.org/10.3390/su12218804>.

3. Li Z., Yu Y., Wang S. Practical evaluation of intelligent algorithms in ESG management of manufacturing enterprises. *Scientific Reports*. 2024. Vol. 14, 19394. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-024-70376-9>.

4. Yu M., Rabhi F. A., Bandara M. Ontology-Driven Architecture for Managing Environmental, Social, and Governance Metrics. *Electronics*. 2024. Vol. 13, No 9, 1719. DOI: <https://doi.org/10.3390/electronics13091719>.

5. Lee J., Lee J., Lee C., Kim Y. Identifying ESG Trends of International Container Shipping Companies Using Semantic Network Analysis and Multiple Case Theory. *Sustainability*. 2023. Vol. 15, No 12, 9441. DOI: <https://doi.org/10.3390/su15129441>.

6. Zhang Y., Zhang Y., Sun Z. The Impact of Carbon Emission Trading Policy on Enterprise ESG Performance: Evidence from China. *Sustainability*. 2023. Vol. 15, No 10, 8279. DOI: <https://doi.org/10.3390/su15108279>.

7. Lavin J. F., Montecinos-Pearce A. A. ESG reporting: Empirical analysis of the influence of board heterogeneity from an emerging market. *Sustainability*. 2021. Vol. 13, No 6, 3090. DOI: <https://doi.org/10.3390/su13063090>.

8. Ma X., Ock Y.-S., Wu F., Zhang Z. The Effect of Internal Control on Green Innovation: Corporate Environmental Investment as a Mediator. *Sustainability*. 2022. Vol. 14, No 3, 1755. DOI: <https://doi.org/10.3390/su14031755>.

9. Fu P., Narayan S. W., Weber O., Tian Y., Ren Y.-S. Does Local Confucian Culture Affect Corporate Environmental, Social, and Governance Ratings? Evidence from China. *Sustainability*. 2022. Vol. 14, No 24, 16374. DOI: <https://doi.org/10.3390/su142416374>.

10. Zhao Y., Elahi E., Khalid Z., Sun X., Sun F. Environmental, Social and Governance Performance: Analysis of CEO Power and Corporate Risk. *Sustainability*. 2023. Vol. 15, No 2, 1471. DOI: <https://doi.org/10.3390/su15021471>.

11. Dong R., Shao C., Xin S., Lu Z. A Sustainable Development Evaluation Framework for Chinese Electricity Enterprises Based on SDG and ESG Coupling. *Sustainability*. 2023. Vol. 15, No 11, 8960. DOI: <https://doi.org/10.3390/su15118960>.

12. Sood K., Pathak P., Jain J., Gupta S. How does an investor prioritize ESG factors in India? An assessment based on fuzzy AHP. *Managerial Finance*. 2023. Vol. 49, No 1. P. 66—87. DOI: <https://doi.org/10.1108/MF-04-2022-0162>.

13. Su J., Sun Y. An Improved TOPSIS Model Based on Cumulative Prospect Theory: Application to ESG Performance Evaluation of State-Owned Mining Enterprises. *Sustainability*. 2023. Vol. 15, No 13, 10046. DOI: <https://doi.org/10.3390/su151310046>.

14. Duan Y., Yang F., Xiong L. Environmental, Social, and Governance (ESG) Performance and Firm Value: Evidence from Chinese Manufacturing Firms. *Sustainability*. 2023. Vol. 15, No 17, 12858. DOI: <https://doi.org/10.3390/su151712858>.

15. Zhai C., Ding X., Zhang X., Jiang S., Zhang Y. Assessing the Effects of Urban Digital Infrastructure on Corporate Environmental, Social and Governance (ESG) Performance: Evidence from the Broadband China Policy. *Systems*. 2023. Vol. 11, No 10, 515. DOI: <https://doi.org/10.3390/systems11100515>.

16. Yuan H., Luan H., Wang X. The Impact of ESG Rating Events on Corporate Green Technology Innovation under Sustainable Development: Perspectives Based on Informal Environmental Regulation of Social Systems. *Sustainability*. 2024. Vol. 16, No 19, 8308. DOI: <https://doi.org/10.3390/su16198308>.

17. Ren M., Zhou J., Si J., Wang G., Guo C. The Impact of ESG Performance on Green Innovation among Traditional Energy Enterprises — Evidence from Listed Companies in China. *Sustainability*. 2024. Vol. 16, No 9, 3542. DOI: <https://doi.org/10.3390/su16093542>.

References:

1. De Lucia, C., Pazienza, P. and Bartlett, M. (2020), "Does good ESG lead to better financial performances by firms? Machine learning and logistic regression models of public enterprises in Europe", *Sustainability*, vol. 12, no. 13, 5317. DOI: <https://doi.org/10.3390/su12135317>.

2. Matos, P. V., Barros, V. and Sarmento, J. M. (2020), "Does ESG affect the stability of dividend policies in Europe?", *Sustainability*, vol. 12, no. 21, 8804. DOI: <https://doi.org/10.3390/su12218804>.

3. Li, Z., Yu, Y. and Wang, S. (2024), "Practical evaluation of intelligent algorithms in ESG management of manufacturing enterprises", *Scientific Reports*, vol. 14, 19394. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-024-70376-9>.

4. Yu, M., Rabhi, F. A. and Bandara, M. (2024), "Ontology-Driven architecture for managing environmental, social, and governance metrics", *Electronics (Switzerland)*, vol. 13, no. 9, 1719. DOI: <https://doi.org/10.3390/electronics13091719>.

5. Lee, J., Lee, J., Lee, C. and Kim, Y. (2023), "Identifying ESG trends of International Container Shipping Companies Using Semantic Network Analysis and Multiple Case Theory", *Sustainability (Switzerland)*, vol. 15, no. 12, 9441. DOI: <https://doi.org/10.3390/su15129441>.

6. Zhang, Y., Zhang, Y. and Sun, Z. (2023), "The Impact of Carbon Emission Trading Policy on Enterprise ESG Performance: Evidence from China", *Sustainability (Switzerland)*, vol. 15, no. 10, 8279. DOI: <https://doi.org/10.3390/su15108279>.

7. Lavin, J. F. and Montecinos-Pearce, A. A. (2021), "ESG reporting: empirical analysis of the influence of board heterogeneity from an emerging market", *Sustainability (Switzerland)*, vol. 13, no. 6, 3090. DOI: <https://doi.org/10.3390/su13063090>.

8. Ma, X., Ock, Y.-S., Wu, F. and Zhang, Z. (2022), "The Effect of Internal Control on Green Innovation: Corporate Environmental Investment as a Mediator", *Sustainability (Switzerland)*, vol. 14, no. 3, 1755. DOI: <https://doi.org/10.3390/su14031755>.

9. Fu, P., Narayan, S. W., Weber, O., Tian, Y. and Ren, Y.-S. (2022), "Does Local Confucian Culture Affect Corporate Environmental, Social, and Governance Ratings? Evidence from China", *Sustainability (Switzerland)*, vol. 14, no. 24, 16374. DOI: <https://doi.org/10.3390/su142416374>.

10. Zhao, Y., Elahi, E., Khalid, Z., Sun, X. and Sun, F. (2023), "Environmental, Social and Governance Performance: Analysis of CEO Power and Corporate Risk", *Sustainability (Switzerland)*, vol. 15, no. 2, 1471. DOI: <https://doi.org/10.3390/su15021471>.

11. Dong, R., Shao, C., Xin, S. and Lu, Z. (2023), "A Sustainable Development Evaluation Framework for Chinese Electricity Enterprises Based on SDG and ESG Coupling", *Sustainability (Switzerland)*, vol. 15, no. 11, 8960. DOI: <https://doi.org/10.3390/su15118960>.

12. Sood, K., Pathak, P., Jain, J. and Gupta, S. (2023), "How does an investor prioritize ESG factors in India? An assessment based on fuzzy AHP", *Managerial Finance*, vol. 49, no. 1, pp. 66—87. DOI: <https://doi.org/10.1108/MF-04-2022-0162>.

13. Su, J. and Sun, Y. (2023), "An Improved TOPSIS Model Based on Cumulative Prospect Theory: Application to ESG Performance Evaluation of State-Owned Mining Enterprises", *Sustainability (Switzerland)*, vol. 15, no. 13, 10046. DOI: <https://doi.org/10.3390/su151310046>.

14. Duan, Y., Yang, F. and Xiong, L. (2023), "Environmental, Social, and Governance (ESG) Performance and Firm Value: Evidence from Chinese Manufacturing Firms", *Sustainability (Switzerland)*, vol. 15, no. 17, 12858. DOI: <https://doi.org/10.3390/su151712858>.

15. Zhai, C., Ding, X., Zhang, X., Jiang, S. and Zhang, Y. (2023), "Assessing the Effects of Urban Digital Infrastructure on Corporate Environmental, Social and Governance (ESG) Performance: Evidence from the Broadband China Policy", *Systems*, vol. 11, no. 10, 515. DOI: <https://doi.org/10.3390/systems11100515>.

16. Yuan, H., Luan, H. and Wang, X. (2024), "The Impact of ESG Rating Events on Corporate Green Technology Innovation under Sustainable Development: Perspectives Based on Informal Environmental Regulation of Social Systems", *Sustainability (Switzerland)*, vol. 16, no. 19, 8308. DOI: <https://doi.org/10.3390/su16198308>.

17. Ren, M., Zhou, J., Si, J., Wang, G. and Guo, C. (2024), "The Impact of ESG Performance on Green Innovation among Traditional Energy Enterprises — Evidence from Listed Companies in China", *Sustainability (Switzerland)*, vol. 16, no. 9, 3542. DOI: <https://doi.org/10.3390/su16093542>.

Стаття надійшла до редакції 22.09.2025 р.

<https://nayka.com.ua>

Електронне фахове видання

Ефективна
ЕКОНОМІКА

Виходить 12 разів на рік

**Журнал включено до переліку наукових фахових видань України з ЕКОНОМІЧНИХ НАУК (Категорія «Б»)
Спеціальності – 051, 071, 072, 073, 075, 076, 292**

e-mail: economy_2008@ukr.net

viber: +38 050 3820663