

DOI: 10.35681/1560-9189.2024.26.1.308752

УДК 303.732

Н. В. Кузнецова, О. С. Шевчук

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
пр. Берестейський, 37, к. 35, 03056, Київ, Україна
e-mail: natalia-kpi@ukr.net, spichka.vin@gmail.com

Моделі оцінки ризиків зелених проєктів

Статтю присвячено прогнозуванню інвестиційних та кредитних ризиків зелених проєктів, особливістю яких є їхня екологічна спрямованість. Проведено дослідження існуючих підходів, методів і моделей оцінки ризиків як для класичного, економічного, випадку, так і з урахуванням екологічної компоненти. Запропоновано формування наборів даних економічних та екологічних показників. Шляхом моделювання на отриманих даних проаналізовано ефективність застосування різних методів оцінки ризиків: логістичної регресії, дерев рішень, випадкового лісу, AdaBoost та Extra Trees при використанні економічних та екологічних даних. Запропоновано ідею розробки спеціалізованих підходів оцінки ризиків зелених проєктів з урахуванням широкого набору визначених факторів, щоб під час інвестування та кредитування враховувати не лише вплив викидів вуглецю, а й інші типи забруднень, що дозволить, впроваджуючи зелені проєкти, покращити екосистему світу в цілому.

Ключові слова: зелені проєкти, оцінка ризиків, методологія, логістична регресія, дерева рішень.

Вступ

Збереження та відновлення навколишнього середовища вважається однією із ключових задач сучасності. Для обговорення цієї задачі і пошуку способів її вирішення проводиться велика кількість конференцій, форумів та самітів щодо екологічних політик та впровадження обмежень на викиди CO₂ та інші форми забруднень. На конференції ООН COP 28, що відбулась у 2023 році, країнами Європейського Союзу та США зафіксовано курс на зменшення викопного палива та руйнівних наслідків людської діяльності у вигляді природних і штучно створених катастроф, які призводять до масштабних руйнувань і подальших екологічних змін. Україна має власний досвід кредитування та підтримки проєктів енергозбереження, утеплення, стимулювання переходу на відновлювальні джерела енергії. Застосовуються спеціальні «зелені тарифи», збільшується кількість домогосподарств і компа-

ній, які використовують сонячну та вітрову енергії не лише для власного споживання, а й для підтримки стабільності, запасу та забезпечення альтернативи для відновлення енергосистеми в критичні моменти. Україна, енергосистема якої зазнала критичних руйнувань, пропонує країнам світу використати наш кейс для отримання досвіду та впровадження проєктів зеленої енергетики для подальшого створення циклічної структури «зеленої енергетики» в Європі. Фактично, пропонується створити для інвесторів можливість приймати участь в зелених проєктах відновлення енергосистеми, компаніям-партнерам модернізувати відновлювальну енергетику, розширювати та збільшувати її потенціал.

Зрозуміло, що необхідним є подальший розвиток екологічних технологій та оптимальне використання природних ресурсів, економічною базою для цього може стати розробка та імплементація зелених проєктів, ідея яких полягає не лише у фінансовій вигоді, а й у збереженні та відновленні навколишнього середовища.

Постановка завдання

Стандартні підходи та методи оцінки ризиків інвестування чи кредитування, що встановлюють фінансову складову як цільову функцію, у випадку зелених проєктів і потребі їхнього впровадження «вже вчора», піддаються сумніву, оскільки вони аналізують лише фінансові метрики, а не важливість і можливий позитивний вплив на природну складову. Постає завдання розробки та створення нових способів ефективно оцінки ризиків зелених інвестицій шляхом аналізу більш широкого набору метрик, які включають як економічні, так і екологічні показники.

Метою даної статті є аналіз і порівняння ефективності класичних методів оцінки ризиків, зокрема таких як логістична регресія та випадковий ліс для визначення їхньої ефективності у випадку роботи із зеленими проєктами.

Огляд літератури

Проблема забруднення навколишнього середовища стає більш критичною, не зважаючи на спільні зусилля багатьох країн світу, здійснення ряду заходів і спроб регулювання та зниження викидів CO₂ та інших видів забруднень. Пошук рішень для стимулювання компаній до більш економного використання природних ресурсів під час виробництва сприяло появі терміну «зелене кредитування», ідея якого полягає в урахуванні як економічних показників, так і показників впливу на навколишнє середовище при інвестуванні чи кредитуванні.

Актуальність розробки моделей оцінки ризиків зелених проєктів висвітлено у дослідженні Дж. Галана та Ю. Тана [1], де показано, що банки переважно використовують класичний підхід для аналізу таких проєктів і згідно з результатами дослідження [1] є неефективним рішенням. Особливо це стосується невеликих банків, що не можуть компенсувати свої втрати за допомогою інших, класичних інвестицій. Зміна власної бізнес-моделі допомагає адаптуватися до роботи із зеленими проєктами, сприяє пошуку нових рішень і підходів до створення скорингових моделей саме для зелених кредитів, вказує на доцільність дослідження моделювання і оцінки ризиків таких проєктів.

Велика кількість досліджень присвячена аналізу зелених проєктів у певній конкретній галузі. Зокрема, у роботі [2] аналізується архітектура моделей для дата-

центрів з метою покращення їхньої енергоефективності та екологічності. Лі, Лім і Ванг [3] розглядають перспективи створення та впровадження архітектури міської розподільчої системи для ефективного використання ресурсів і зниження рівня екологічного забруднення. Ключова ідея авторів полягає в імплементації смарт-контракту, який реалізує узгодження попиту та пропозиції перевезень у місті. Це забезпечує оптимізацію параметрів витрат на паливо, штрафів за порушення правил дорожнього руху, викидів CO₂ тощо. У [4] пропонуються моделі оцінки ризиків зеленого кредитування при розбудові міста водної екологічної цивілізації. Варто звернути увагу на вхідні дані, які складаються з економічної, неекономічної і водно-екологічної компонент. У роботі [5] автори оцінюють ризикованість кредитування підприємств паперової індустрії Китаю шляхом аналізу класичних економічних, соціально-економічних і ключових для виробництва паперу екологічних показників.

Є дослідження оцінки зелених ризиків щодо зелених ланцюжків поставок, тобто мережі із декількох компаній, які співпрацюють з метою випуску кінцевого продукту [6, 7]. Тут аналізуються не лише економічно-екологічні показники, а й складова менеджменту та логістики. Зокрема, результатом дослідження [7] є модель підтримки прийняття рішень при переході до зелених ланцюжків постачання з урахуванням вимог фонду зеленого клімату.

У роботі [8] розглядаються моделі агентів для імітації і аналізу можливих курсів політичного, фінансового й екологічного розвитку з метою вирішення існуючих глобальних проблем людства, таких як економічна нерівність і забруднення довкілля. Тут екологічна складова розглядається з точки зору вирішення питання глобального потепління та викидів CO₂, переважно шляхом імплементації проєктів сонячних електростанцій.

У роботі [9] аналізується проблема фінансового становища підприємств при різних темпах переходу і обмеженнях на викиди CO₂ та визначається ймовірність дефолту цих підприємств, аналізуються різні стратегії переходу підприємств на екологічне виробництво та визначається їхня ефективність. Для дослідження ризикованості переходу до зеленої економіки спільно з центральним європейським банком науковцями [10] було проведено стрес-тестування з моделювання кліматичних ризиків у різних ситуаціях і темпах впровадження нульової вуглецевої економіки, курс на яку було встановлено Празькою угодою в 2015 році [11]. Ігнорування зеленого курсу значно підвищує кліматичні ризики для підприємств і банківських установ, які, згодом, переростають в економічні. Зміна клімату спричиняє підвищення кількості стихійних лих, що знижує інвестиційну привабливість і погіршує економічне становище підприємств у регіоні. Автори [10] зауважують важливість переходу до екологічної економіки якомога швидше, що дозволить значно знизити кліматичні ризики.

У дослідженні Ванга [12] розглядається метод опорних векторів для оцінки та прогнозування ризиків зелених проєктів. Способи оцінки кредитоспроможності компаній на основі економічних і екологічних даних із використанням методу групового урахування аргументів (МГУА) для ефективної роботи запропоновано в роботі [13]. Побудована модель аналізує шість економічних показників та екологічні показники, зокрема рівень викидів CO₂ та використання водних ресурсів.

Огляд особливостей застосування основних методів і моделей оцінки ризиків

У даній роботі основну увагу приділено аналізу різних характеристик для побудови скорингових моделей оцінки зелених проєктів. Розглянуто п'ять класичних методів оцінки ризиків: логістична регресія, дерева рішень, випадковий ліс, AdaBoost, Extremely Randomized Trees.

Логістична регресія — найбільш типовий метод вирішення задачі класифікації [15], що вивчає лінійну залежність з вхідного набору даних і застосовує нелінійне перетворення за допомогою функції сигмоїда:

$$p(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}. \quad (1)$$

Логістична регресія оцінює ймовірність того, що елемент відноситься до певного класу.

Дерева рішень — це метод керованого навчання, що широко використовується для задач класифікації і регресії [16]. Ідея методу полягає в побудові ієрархічної деревоподібної структури, яка складається з кореневого вузла, гілок, внутрішніх вузлів і листя. Вузли представляють вхідні дані, гілки — це рішення, що засновані на цих даних, а листя — результати або прогнози. Саме через це даний метод легко розуміти та інтерпретувати.

Випадковий ліс відноситься до ансамблевих методів машинного навчання, що використовує кілька дерев рішень для прогнозування. Під час навчання алгоритм створює велику кількість дерев рішень шляхом випадкової вибірки даних та ознак. Кожне дерево навчається на підмножині даних і приймає рішення на основі випадкової підмножини ознак. Після того, як усі дерева навчені, робиться остаточний прогноз шляхом агрегування результатів усіх окремих дерев [17]. Родзинкою методу є те, що він є імітацією роботи декількох аналітиків. Аналіз відбувається на піднаборах даних. Таким чином, якщо інтерпретувати метод у вигляді людської роботи, то це виглядатиме так, ніби декілька аналітиків розглядають свій сегмент даних і пропонують свій висновок. Тож отриманий результат повинен бути вищої якості, ніж при роботі одного аналітика та побудові одного дерева рішень.

AdaBoost — метод керованого навчання, що відноситься до категорії підсилюючих ансамблевих методів. Основна ідея методу полягає в тому, щоб зібрати кілька слабких методів машинного навчання і навчити їх у послідовному порядку, де кожен слабкий учень передає певну корисну інформацію наступному слабкому учневі, щоби наступний слабкий учень міг навчитися краще [18]. Саме через це даний підхід називається адаптивним бустингом, який є повною формою AdaBoost. Останнім кроком є агрегування результатів навчання за допомогою математичної функції. AdaBoost дуже подібний до випадкового лісу, проте AdaBoost працює на основі бустингу, а не бегінгу і може використовувати будь-які моделі як слабкі моделі, включно з моделлю дерева рішень.

Екстремально рандомізовані дерева (Extremely Randomized Trees, або скорочено Extra Trees) — це ансамблевий метод, який заснований на деревах рішень. Extra Trees працює шляхом створення великої кількості необрізаних дерев рішень з навчального набору даних. Прогнози робляться шляхом усереднення прогнозів дерев рішень у випадку регресії або за допомогою голосування більшості у випадку

класифікації. Прогнози дерев об'єднуються для отримання остаточного прогнозу більшістю голосів у задачах класифікації і середнім арифметичним у задачах регресії [19].

Основні відмінності між Extra Trees та Random Forest полягають у наступному:

— випадковий ліс робить підвибірki вхідних даних із заміною, тоді як Extra Trees використовує весь вихідний набір даних;

— вибір точок зрізу для розбиття вузлів: випадковий ліс обирає оптимальне розбиття, тоді як Extra Trees обирає його випадковим чином. Однак після вибору точок розбиття обидва алгоритми обирають найкращу з усіх підмножин ознак.

Оцінка та перевірка якості моделей

Для оцінки побудованих моделей прогнозування ризиків використовувалися такі метрики: точність (Accuracy), F1-score, Weighted F1-score.

Показник точності показує частку правильно визначених кредитних рейтингів компаній при їхньому прогнозуванні. Розраховується метрика за формулою:

$$accuracy = \frac{1}{n} \sum_1^{n-1} 1(y_{pred,i} = y_{true,i}). \quad (2)$$

Показник F1-score також вказує на точність моделі, але у цій метриці враховується й те, чи є помилка хибно-позитивною або хибно-негативною, що допомагає в оцінці прогнозів для непропорційного датасету. Обраховується метрика таким чином:

$$F1 - score = \frac{2 * True Positive}{2 * True Positive + False Positive + False Negative}. \quad (3)$$

Зважений F1-score використовується у випадку, коли кількість класів прогнозування перевищує два. Для розрахунку використовується формула

$$Weighted F1 - score = \sum_i \frac{F1score_i}{n_i}. \quad (4)$$

Опис вхідних даних і основних індикаторів для моделювання

Для розробки ефективної методології оцінювання зелених проєктів необхідно виконати моделювання на реальних даних. Проблема полягає в тому, що немає достатньої кількості даних, які описують специфіку кредитування і інвестування саме таких проєктів. Тому нам доведеться сформулювати цю вибірку самостійно на основі доступних у відкритому доступі даних щодо дослідження діяльності та впливу компаній на екосистему в світі.

Ефективність моделювання і аналізу ризиків зелених проєктів суттєво залежить від якості використаних даних. Важливою задачею даної роботи стала розробка підходу, що допоможе зібрати, проаналізувати та підготувати вхідні дані для подальшого аналізу за допомогою математичних методів оцінки ризиків. Очевидним моментом є те, що аналіз зелених проєктів повинен відбуватися з використанням даних двох типів — економічних та екологічних. Наш підхід передбачає шляхи

отримання та комбінації економічних та екологічних даних, а також їхньої наступної обробки.

Розглядаються проєкти різних типів — без прив'язки до галузі чи індустрії. Дані, з якими працюють методи, містять як економічну, так і екологічну складові. Особливої уваги заслуговують екологічні дані. З метою уникнення суб'єктивності оціночних показників і зведення усіх екологічних показників до певної єдиної метрики, вплив компанії на навколишнє середовище переводиться у грошовий еквівалент [14]. Окрім цього кількість екологічних даних не обмежена лише викидами вуглецю, що є найбільш поширеним і притаманним для більшості досліджень, але розглядається вплив використання водних ресурсів.

Для проведення моделювання набір даних було сформовано шляхом комбінації двох окремих наборів даних — набору даних про економічну ефективність компанії і набору даних щодо її впливу на навколишнє середовище. Результуючий набір даних складається з наступних компонент: дані кредитного рейтингу компанії і їхніх фінансових показників [15]; дані впливу діяльності компанії на навколишнє середовище [16].

Економічна ефективність компанії описується за допомогою класичних фінансових показників, таких як «Current Ratio», «Quick Ratio», «Gross Profit Margin», «Operating Profit Margin», «Net Profit Margin», «Return On Capital Employed» та ін.

Дані впливу компанії на навколишнє середовище містять показники впливів, що конвертовані у грошовий еквівалент [14]. Для проведення перерахунків викидів у певний вид впливу, використовуються коефіцієнти із бази даних Екологічних Пріоритетних Стратегій (ЕПС). Розрахунок впливу викидів компанії i на довкілля у році t відбувається за формулою:

$$\begin{aligned} & \text{Environmental Impact of Emissions}_{i,t} = \\ & \sum (Emissions Volume_{e,i,t} * EPS Monetary Coefficient_e). \end{aligned} \quad (5)$$

Для визначення монетизованого впливу води на довкілля використовується рівняння:

$$\begin{aligned} & \text{Environmental Impact of Water}_{i,t} = \\ & (Net Water Consumed_{i,t} * AWARE Factor_{j,t} * \\ & * Water Production \& Delivery Unit Cost_j) + \\ & +(Net Water Consumed_{i,t} * Water Treatment Unit Cost_j). \end{aligned} \quad (6)$$

Загальний вплив діяльності компанії є сумою результуючих значень, отриманих за допомогою рівнянь (5) та (6):

$$\begin{aligned} & \text{Environmental Impact}_{i,t} = \\ & \text{Environmental Impact of Emissions}_{i,t} + \\ & + \text{Environmental Impact of Water}_{i,t}. \end{aligned} \quad (7)$$

Попередня обробка даних для моделювання

Дані із двох датасетів були об'єднані за роком, коли показники були отримані, та назвою компанії. Окрім цього, рейтингова система компаній також була зведена до більш загальної класифікації наступним чином:

- рейтинги «AAA», «AA», «A» було об'єднано у загальний рейтинг «A»;
- рейтинги «BBB», «BB», «B» було об'єднано у загальний рейтинг «B»;
- рейтинги «CCC», «CC», «C» було об'єднано у загальний рейтинг «C».

Це було зроблено з метою виділення тих проєктів, які пропонуються більш надійними компаніями (що мають високий фінансовий рейтинг), середніх компаній (рейтинг «B») і компаній з низьким фінансовим рейтингом, які можуть мати фінансові проблеми з реалізацією проєктів. Таке узагальнення було проведено з метою підвищення якості датасету та його балансування, оскільки без даної операції деякі рейтинги містили одиничні екземпляри, що недостатньо для моделювання. Результатом проведених операцій став комбінований датасет, що містить 847 екземплярів, серед яких: 229 екземплярів з рейтингом «A»; 534 екземплярів з рейтингом «B»; 13 екземплярів з рейтингом «C». Очевидною є проблема недостатньої кількості екземплярів рейтингу «C», що матиме свій вплив на результати моделювання.

Основні моделі і отримані результати

Для аналізу і оцінювання ризиків було побудовано ряд скорингових моделей, зокрема на основі: логістичної регресії, дерев рішень, випадкового лісу, AdaBoost та Extra Trees Classifier. Ефективність кожної моделі перевірялася на трьох наборах даних: лише економічному наборі даних; лише на наборі даних із впливами компаній на навколишнє середовище; комбінованому наборі даних із економічною складовою та складовою впливу на навколишнє середовище. Результати моделювання представлено в табл. 1–5.

Аналіз результатів моделювання показав, що модель логістичної регресії є найменш ефективною. Окрім цього, логістична регресія є єдиною моделлю, ефективність якої вища лише на економічному наборі даних, а не на комбінованому, що притаманно для усіх інших моделей (табл. 1). Точність цієї моделі є непоганою для рейтингу «B», проте для «A» та «C» вона є незадовільною. Модель дерев рішень (табл. 2) має значний приріст в ефективності порівняно з логістичною регресією, проте вона все ще має гіршу точність, ніж інші бустингові моделі. Такий результат був досягнутий завдяки кращій роботі з рейтингом «A», що викликало приріст у загальній точності.

Таблиця 1. Результати моделювання на основі логістичної регресії

Фінансовий набір даних			Набір даних впливу на навколишнє середовище			Комбінований набір		
Точність	0,7164		Точність	0,6824		Точність	0,6824	
Зважений F1-score	0,6968		Зважений F1-score	0,5982		Зважений F1-score	0,6231	
F1-score			F1-score			F1-score		
«A»	«B»	«C»	«A»	«B»	«C»	«A»	«B»	«C»
0,4946	0,8049	0	0,1846	0,8029	0	0,2740	0,7970	0

Моделі AdaBoost та випадкового лісу дають майже ідентичні результати (табл. 3, 4), що є кращими за результати моделей логістичної регресії і дерева рішень. Загальна точність на тестовому наборі даних становить 90 % на комбінованому, що є найвищим показником серед усіх наборів. Покращення в точності було досягнуто завдяки приросту ефективності на рейтингах «A» та «B».

Таблиця 2. Результати моделювання на основі дерева рішень

Фінансовий набір даних			Набір даних впливу на навколишнє середовище			Комбінований набір		
Точність	0,8118		Точність	0,8059		Точність	0,8353	
Зважений F1-score	0,8118		Зважений F1-score	0,8063		Зважений F1-score	0,8387	
F1-score			F1-score			F1-score		
«A»	«B»	«C»	«A»	«B»	«C»	«A»	«B»	«C»
0,7273	0,8596	0	0,7207	0,8546	0	0,7719	0,8739	0,5

Таблиця 3. Результати моделювання на основі випадкового ліса

Фінансовий набір даних			Набір даних впливу на навколишнє середовище			Комбінований набір		
Точність	0,8706		Точність	0,8294		Точність	0,9	
Зважений F1-score	0,8700		Зважений F1-score	0,8234		Зважений F1-score	0,8973	
F1-score			F1-score			F1-score		
«A»	«B»	«C»	«A»	«B»	«C»	«A»	«B»	«C»
0,7963	0,9043	1	0,7217	0,8797	0	0,8546	0,89258	0

Таблиця 4. Результати моделювання на основі методу AdaBoost

Фінансовий набір даних			Набір даних впливу на навколишнє середовище			Комбінований набір		
Точність	0,8706		Точність	0,8177		Точність	0,9	
Зважений F1-score	0,8722		Зважений F1-score	0,8111		Зважений F1-score	0,8953	
F1-score			F1-score			F1-score		
«A»	«B»	«C»	«A»	«B»	«C»	«A»	«B»	«C»
0,8104	0,9009	1	0,7010	0,8714	0	0,8432	0,9283	0

Таблиця 5. Результати моделювання на основі методу Extra Trees Classifier

Фінансовий набір даних			Набір даних впливу на навколишнє середовище			Комбінований набір		
Точність	0,8765		Точність	0,8235		Точність	0,9177	
Зважений F1-score	0,8782		Зважений F1-score	0,8155		Зважений F1-score	0,9154	
F1-score			F1-score			F1-score		
«A»	«B»	«C»	«A»	«B»	«C»	«A»	«B»	«C»
0,8205	0,9050	1	0,7071	0,8750	0	0,8850	0,9381	0

Модель Extra Trees Classifier (табл. 5) дала найкращі результати на усіх трьох наборах даних серед усіх моделей. Найбільшою є різниця для комбінованого набору даних, точність якого досягла 91,8 %. Ефективність оцінки виросла для рейтингів «A» та «B».

Висновки

Для сучасних реалій, в яких екологічна складова стає все більш важливою, застосування класичних підходів, методів і моделей стає менш ефективним. Особ-

ливо це стосується оцінки ризиків зелених проєктів. У статті проведено аналіз існуючих підходів і методів оцінки ризиків зелених проєктів та запропоновано враховувати і економічну, і екологічну складові проєктів. Для того, щоб перевірити ефективність даного способу оцінювання ризиків, було сформовано вибірку даних, що включає, разом з економічними факторами, різнобічне оцінювання впливу діяльності компаній світу на екосистему в цілому. Побудовано різні скорингові моделі, які дозволили оцінити доцільність фінансування та кредитування проєктів таких компаній, направлених на зменшення негативу їхнього впливу.

Проаналізовано застосування методів логістичної регресії, дерев рішень, випадкового лісу, AdaBoost та Extra Trees. Результати показали низьку ефективність застосування методу логістичної регресії, який краще працював на лише економічних даних, ніж на комбінованих, що не є типовим для усіх інших методів. Результати, що отримані з використанням дерева рішень, виявилися кращими за результати логістичної регресії, проте методи випадкового лісу та AdaBoost показали ще кращі результати прогнозування. Різниця в ефективності Random Forest та AdaBoost виявилася дуже незначною. Найвищу ефективність показав метод Extra Trees із загальною точністю 91,77 %, що на 1,77 % більше за точність найближчого конкурента.

Отже, запропонований у роботі підхід до оцінювання інвестиційної привабливості зелених проєктів з точки зору не лише їхніх фінансових складових, але й екологічних метрик, показав свою доцільність, а підвищення якості метрик підтвердило його ефективність. Цей підхід є не лише логічним, а й доволі ефективним для підвищення якості та точності оцінювання, а тому має сенс у подальшому для розвитку ідеї оцінювання перспективності впровадження зелених проєктів і оцінки їхньої еко-складової на перспективу.

Розглянуті в статті підходи та розроблені на їхній основі моделі можуть бути використані для розробки конкретних прозорих підходів до фінансування зелених проєктів. Дана стаття є першим кроком до розробки системної методології оцінювання та моделювання зелених проєктів, прогнозування їхньої ефективності та вирішення задачі оптимізації з метою мінімізації термінів їхнього впровадження та досягнення необхідного ефекту. Важливим внеском даної роботи є можливість застосовувати і аналізувати широкий набір факторів, які оцінюють діяльність і вплив людини з різних боків, не лише на основі даних викидів CO₂, але й впливу на забруднення води, на екосистему та її біорізноманіття. Це дозволить використовувати такі моделі для різних напрямів зелених проєктів, не фокусуючись лише на одному критерії, у цілому при оцінюванні впливу проєкту і досягненні головної мети — зменшенні негативних наслідків людської діяльності. Такий підхід, у свою чергу, дозволить використовувати розроблені скорингові моделі та кредитувати, інвестувати в проєкти для відновлення критичної інфраструктури і соціальних об'єктів із використанням екологічних матеріалів, зменшуючи забруднення та вплив на навколишнє середовище.

1. Galan J.E., Tan Y. Green light for green credit? Evidence from its impact on bank efficiency. *International Journal of Finance and Economics*. 2024. 29(1). P. 531–550. <https://doi.org/10.1002/ijfe.2697>.

2. Mondal S., Faruk F.B., Rajbongshi D., Efaz M.M.K., Islam M.M. GEECO: Green Data Centers for Energy Optimization and Carbon Footprint Reduction. *Sustainability*. 2023. **15**(21), 15249. <https://doi.org/10.3390/su152115249>
3. Li, Y., Lim, M.K., Wang, Ch. An intelligent model of green urban distribution in the blockchain environment. *Resources, Conservation and Recycling*. 2022. **176**. 13. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2021.105925>.
4. Fan X., Li Qingguo, Xu Z. (2020). Green Credit Risk Assessment under the Background of Water Ecological Civilization City Construction – Based on BP Neural Network Model. IOP Conf. Series: Earth and Environmental Science, 032076. 446. doi:10.1088/1755-1315/446/3/032076.
5. Zhao Y., Chen Y. Assessing and Predicting Green Credit Risk in the Paper Industry. *International Journal of Environmental Research and Public Health*. 2022. **19**(22), 15373. <https://doi.org/10.3390/ijerph192215373>.
6. Zhao H. Risk Management of Supply Chain Green Finance Based on Sustainable Ecological Environment. *Sustainability*. 2023. **15**(9). 7707. <https://doi.org/10.3390/su15097707>.
7. Nabeeh N.A., Abdel-Basset M., Soliman G. A model for evaluating green credit rating and its impact on sustainability performance. *Journal of Cleaner Production*. 2021. **280**(1). 124299. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.124299>.
8. Ari I., Koc M. Sustainable Financing for Sustainable Development: Agent-Based Modeling of Alternative Financing Models for Clean Energy Investments. *Sustainability*. 2019. **11**(7). 1967. <https://doi.org/10.3390/su11071967>.
9. Florian B., Gobet E., Jiao Y. Bridging socioeconomic pathways of CO₂ emission and credit risk. *Annals of Operations Research*. 2021. URL: <https://hal.science/hal-03458299v2>
10. Alogoskoufis S., Dunz N., Emambakhsh T., Hennig T., Kaijser M., Kouratzoglou Ch., Muñoz M.A., Parisi L., Salleo C. ECB economy-wide climate stress test: Methodology and results. European Central Bank. *Occasional Paper Series*. 281, 88. doi:10.2866/460490.
11. United Nations. Paris Agreement. 2015. Retrieved from [https://unfccc.int/sites/default/files/english_paris_agreement.pdf]
12. Wang Q., Lai K., Niu D. Green Credit Scoring System and its Risk Assessment Model with Support Vector Machine. Fourth International Joint Conference on Computational Sciences and Optimization. 2011. P. 284–287. <http://dx.doi.org/10.1109/CSO.2011.143>.
13. Kuznietsova N., Amoroso R. An approach to green financial credit risks modeling. Selected Papers of the XXI International Scientific and Practical Conference «Information Technologies and Security». 2021. P. 181–192.
14. Freiberg D., DG Park, Serafeim G., Zochowski T. Corporate Environmental Impact: Measurement, Data and Information. Harvard Business School Accounting & Management Unit Working Paper. 2021. No. 20-098. 42. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3565533>.
15. Peng C.Y.J., Lee K.L., Ingersoll G.M. An Introduction to Logistic Regression Analysis and Reporting. *The Journal of Educational Research*. 2002. **96**(1). P. 3–14.
16. Song Y.Y., Lu Y. Decision tree methods: applications for classification and prediction. *Shanghai Arch Psychiatry*. 2015. **27**(2). P. 130–135. <https://doi.org/10.11919%2Fj.issn.1002-0829.215044>.
17. Breiman L. Random Forests. *Machine Learning*. 2001. **45**. P. 5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>.
18. Schapire, R.E. (2013). Explaining AdaBoost. Empirical Inference.
19. Geurts, P., Ernst, D., Wehenkel, L. Extremely randomized trees. *Mach Learn*. 2006. **63**. P. 3–42. <https://doi.org/10.1007/s10994-006-6226-1>.
20. Corporate Credit Rating. Kaggle. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/agewerc/corporate-credit-rating> (Last accesses: 03.01.2024).
21. Corporate Environmental Impact. Kaggle. URL: https://www.kaggle.com/datasets/mannmann2/corporate-environmental-impact/data?select=final_raw_sample_3_percent.csv (Last accessed: 03.01.2024).

Надійшла до редакції 05.05.2024