

DOI: <https://doi.org/10.32782/2308-1988/2025-57-73>

УДК 339.564:004.8

Ванькович Любомир Ярославович

кандидат економічних наук, доцент,
доцент кафедри менеджменту і міжнародного підприємництва,
Національний університет «Львівська політехніка»
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8776-8511>

Обернієнко Олексій Миколайович

аспірант,
Національний університет «Львівська політехніка»
ORCID: <https://orcid.org/0009-0002-7917-7919>

Перожак Ростислав Ігорович

аспірант,
Національний університет «Львівська політехніка»
ORCID: <https://orcid.org/0009-0003-6394-9336>

Стеблій Олександр Ігорович

аспірант,
Національний університет «Львівська політехніка»
ORCID: <https://orcid.org/0009-0004-0938-8934>

**Liubomyr Vankovych, Oleksii Obernienko,
Rostyslav Perozhak, Oleksandr Steblii**
Lviv Polytechnic National University

ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ У ПРОГНОЗУВАННІ ЗОВНІШНЬОТОРГОВЕЛЬНИХ ПОТОКІВ

THE USE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN FORECASTING FOREIGN TRADE FLOWS

Анотація. У статті досліджено використання технологій штучного інтелекту у прогнозуванні зовнішньоторговельних потоків. Розглянуто сучасні методи машинного та глибинного навчання, що забезпечують підвищення точності прогнозів і оперативності прийняття управлінських рішень у сфері зовнішньоекономічної діяльності. Визначено основні етапи побудови моделей прогнозування, їх переваги, обмеження та практичні аспекти впровадження. Проведено порівняльну оцінку ефективності традиційних економетричних методів і моделей штучного інтелекту, яка підтвердила їх значну перевагу за точністю та адаптивністю. Результати дослідження можуть бути використані для удосконалення аналітичного забезпечення управління міжнародною торгівлею та розроблення інтелектуальних систем підтримки рішень.

Ключові слова: штучний інтелект, зовнішньоторговельні потоки, машинне навчання, прогнозування, міжнародна торгівля.

Summary. In the context of global economic uncertainty and rapidly changing trade dynamics, the application of artificial intelligence in forecasting foreign trade flows has become increasingly relevant and strategically important. The article examines the use of artificial intelligence technologies in forecasting foreign trade flows, emphasizing their growing significance for enhancing the accuracy, speed, and reliability of decision-making in international economic management. The study analyzes modern approaches based on machine learning and deep learning algorithms that enable the identification of complex nonlinear relationships between macroeconomic indicators, trade volumes, currency fluctuations, and geopolitical factors. It outlines the main stages of building AI-driven forecasting systems, including data collection, preprocessing, model training, evaluation, and visualization of predictive outcomes. The advantages of neural networks, ensemble methods, and predictive analytics over traditional econometric techniques are demonstrated through comparative analysis using key evaluation metrics such as MAE, RMSE, and MAPE. The findings reveal that artificial intelligence significantly improves forecasting precision and adaptability in dynamic global environments, reducing analytical time and facilitating proactive management of international trade processes. The research also discusses existing challenges – data quality, implementation costs, interpretability, and ethical aspects – and suggests practical recommendations to overcome these barriers through

standardization, cross-agency data integration, and the development of explainable AI tools. The results can be applied to improve analytical systems supporting export-import policy planning, enhance risk management, and create integrated digital platforms for real-time monitoring of global trade flows. Future research should focus on hybrid modeling approaches that combine traditional econometrics, machine learning, and big data analytics to ensure the transparency, sustainability, and long-term efficiency of international trade forecasting systems.

Keywords: artificial intelligence, foreign trade flows, machine learning, forecasting, international trade.

Постановка проблеми. У сучасних умовах глобалізації та цифрової трансформації міжнародної економіки ефективне прогнозування зовнішньоторговельних потоків набуває стратегічного значення для урядів, підприємств і міжнародних організацій. Зовнішньоекономічна діяльність є динамічною системою, на яку впливають політичні, економічні, технологічні та екологічні фактори [1; 2]. Традиційні методи прогнозування, що ґрунтуються на статистичних моделях і лінійних залежностях, дедалі частіше виявляються недостатньо точними в умовах високої турбулентності ринків, непередбачуваних змін ланцюгів постачання та появи нових цифрових бізнес-моделей. У цьому контексті особливого значення набуває використання інструментів штучного інтелекту (ШІ), здатних обробляти великі обсяги даних, виявляти приховані закономірності та формувати адаптивні прогнози на основі машинного навчання [3].

Застосування технологій штучного інтелекту у прогнозуванні зовнішньоторговельних потоків відкриває нові можливості для підвищення ефективності стратегічного планування, оцінки ризиків та управління міжнародними операціями. Алгоритми глибокого навчання, нейронні мережі, системи обробки природної мови та предиктивна аналітика дають змогу враховувати широкий спектр чинників – від макроекономічних індикаторів до поведінкових тенденцій споживачів і змін у глобальних ланцюгах вартості. Завдяки цьому штучний інтелект не лише підвищує точність прогнозів, а й створює основу для формування інтелектуальних систем підтримки управлінських рішень у сфері зовнішньої торгівлі. Актуальність теми також зумовлена потребою інтеграції України та світовий цифровий торговельний простір та необхідністю удосконалення механізмів аналітичного забезпечення експортно-імпоротної політики на основі інноваційних технологій.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Проблематика прогнозування зовнішньоторговельних потоків із використанням інтелектуальних технологій набула широкого поширення у сучасній економічній літературі, особливо у зв'язку зі зростанням обсягів даних і розвитком технологій штучного інтелекту. У працях таких дослідників, як А. Надь, М. Йованович, Т. Чен [4; 5], розглядаються підходи до застосування методів машинного навчання для прогнозування експортно-імпорتنних показників, визначення

цінових тенденцій і побудови моделей зовнішньоторговельної рівноваги. Науковці підкреслюють, що використання нейронних мереж, алгоритмів регресії та кластеризації дозволяє враховувати нелінійні зв'язки між змінними, підвищуючи точність прогнозів порівняно з класичними економічними моделями. Значну увагу приділено розробці гібридних моделей, які поєднують статистичний аналіз із алгоритмами глибокого навчання, що забезпечує адаптивність прогнозів до змін зовнішнього середовища [6; 7].

Водночас низка досліджень (зокрема, роботи Р. Батра, С.К. Сінгх, Д. Лі [8; 9]) акцентує на практичних аспектах впровадження систем штучного інтелекту у сфері міжнародної торгівлі. Автори вказують на необхідність комплексного підходу, який поєднує аналітику великих даних, штучний інтелект і автоматизовані системи прийняття рішень для моделювання поведінки зовнішніх ринків і оцінювання ризиків торговельних відносин. Відзначається також роль природно-мовних алгоритмів у моніторингу інформаційних потоків, що дозволяє прогнозувати вплив політичних подій чи логістичних збоїв на міжнародну торгівлю [10]. Незважаючи на значний прогрес, залишаються недостатньо дослідженими питання інтеграції моделей штучного інтелекту у національні системи торговельної аналітики, стандартизації підходів до обробки даних та оцінки достовірності прогнозів. Це формує наукову нішу даного дослідження, спрямованого на визначення можливостей практичного застосування ШІ для підвищення ефективності управління зовнішньоторговельними процесами.

Метою статті є обґрунтування доцільності використання технологій штучного інтелекту для підвищення точності прогнозування зовнішньоторговельних потоків, а також розроблення підходів до оцінки ефективності моделей машинного та глибокого навчання у системах зовнішньоекономічної аналітики.

Виклад основного матеріалу дослідження. Сучасна практика управління зовнішньоекономічною діяльністю все активніше інтегрує інструменти штучного інтелекту (ШІ), що дозволяють значно підвищити точність, швидкість і гнучкість прогнозування зовнішньоторговельних потоків [4]. На відміну від традиційних методів статистичного аналізу, моделі ШІ здатні опрацювати великі обсяги даних, виявляти приховані закономірності, адаптуватися до нових умов та формувати прогнози на основі самооновлюваних

алгоритмів. Це створює передумови для переходу від реактивного до проактивного управління зовнішньоекономічними процесами, коли рішення приймаються не лише за фактом змін на ринку, а й з урахуванням можливих сценаріїв його розвитку.

Застосування ШІ у прогнозуванні зовнішньоторговельних потоків охоплює низку інструментів, які дозволяють аналізувати та передбачати динаміку світових ринків:

- нейронні мережі – моделюють складні нелінійні залежності між макроекономічними змінними (ціни, обсяги експорту, попит, валютні коливання);

- алгоритми машинного навчання – будують предиктивні моделі на основі історичних даних і прогнозують тренди;

- глибоке навчання – дає змогу аналізувати багатовимірні часові ряди в реальному часі;

- обробка природної мови – використовується для моніторингу інформаційного середовища (новини, політичні заяви, економічні звіти);

- прогностична аналітика – поєднує статистику, моделювання та машинне навчання для побудови комплексних прогнозів зовнішньоторговельних потоків.

Ефективне впровадження ШІ у систему прогнозування вимагає створення цілісної інфраструктури збору, обробки та інтерпретації даних. Умовно можна виокремити такі етапи:

Етап 1. Збір даних. Охоплює внутрішні показники підприємства (експортні та імпорتنі обсяги, валютні операції, логістичні витрати, маржинальність) і зовнішні фактори (ВВП країн-партнерів, торговельні бар'єри, геополітичні ризики, кліматичні зміни, індекси ділової активності).

Етап 2. Попередня обробка даних. Включає нормалізацію, уніфікацію форматів, видалення шуму, що підвищує якість навчальних вибірок.

Етап 3. Вибір і навчання моделі. Використовуються алгоритми регресії, нейронні мережі, методи підтримки векторів або ансамблеві моделі (наприклад, Random Forest).

Етап 4. Оцінювання точності прогнозу. Порівнюються результати моделі з реальними даними за метриками MAE, RMSE, MAPE, що дозволяє калібрувати параметри.

Етап 5. Інтерпретація результатів і візуалізація. Створюються панелі управління (dashboards), які відображають прогнозні тенденції експорту, імпорту, торговельного балансу та ризиків.

Досвід провідних міжнародних компаній та урядових агентств свідчить, що використання ШІ дозволяє досягати істотного зростання точності прогнозів. Наприклад:

- Міністерство торгівлі Сінгапуру застосовує гібридні нейронні мережі для прогнозування експорту з точністю понад 90% ;

- Європейська комісія використовує алгоритми глибокого навчання для моніторингу ланцюгів постачання в реальному часі;

- Світова організація торгівлі (WTO) впровадила систему AI Trade Radar, яка аналізує понад 30 млн записів митної статистики щомісяця.

Для підвищення ефективності таких систем доцільно дотримуватися таких принципів впровадження ШІ у торговельну аналітику:

- інтеграція різних джерел даних (митна статистика, супутникові дані, фінансові звіти, аналітика соціальних медіа);

- використання відкритих програмних платформ (Python, TensorFlow, R) для підвищення гнучкості моделей;

- забезпечення кібербезпеки та захисту комерційно чутливої інформації;

- розроблення механізмів етичного контролю та пояснюваності моделей (Explainable AI) [5].

Таким чином, штучний інтелект стає не лише інструментом прогнозування, а й стратегічною складовою системи управління зовнішньоекономічною діяльністю. Його впровадження сприяє підвищенню ефективності прийняття рішень, мінімізації ризиків і створенню адаптивних систем реагування на зміни у глобальній торгівлі.

Використання технологій штучного інтелекту у сфері зовнішньоекономічної діяльності забезпечує якісно новий рівень аналітичного та стратегічного управління. Основні переваги впровадження штучного інтелекту у зовнішньоторговельну аналітику можна узагальнити як комплекс взаємопов'язаних ефектів, що суттєво підвищують якість управлінських рішень. Насамперед ШІ забезпечує зростання точності прогнозів, оскільки алгоритми машинного навчання здатні одночасно враховувати тисячі взаємопов'язаних змінних і виявляти приховані нелінійні залежності між макроекономічними, політичними та поведінковими факторами, що дає змогу більш коректно прогнозувати обсяги експорту й імпорту, стан торговельного балансу та цінові коливання на глобальних ринках. Важливою перевагою є також суттєве прискорення аналітичних процесів, адже системи ШІ можуть обробляти великі масиви даних у режимі реального часу, скорочуючи підготовку аналітичних звітів із тижнів до хвилин і забезпечуючи суб'єктам зовнішньоекономічної діяльності можливість оперативно реагувати на зміни міжнародного середовища. На відміну від традиційних статичних економетричних методів, моделі на основі штучного інтелекту характеризуються високою адаптивністю, оскільки вони самостійно оновлюють свої параметри відповідно до надходження нових даних, що підвищує стійкість прогнозів у періоди ринкових шоків або політичних криз. Крім того, ШІ забезпечує комплексність аналітики завдяки інтеграції інформації

з різноманітних джерел, зокрема митної статистики, макроекономічних індикаторів, соціальних мереж, новинних ресурсів і навіть супутникових знімків, формуючи цілісне інформаційне поле для прийняття управлінських рішень. Вагомим аспектом є й оптимізація ризик-менеджменту, оскільки прогнозні моделі дозволяють своєчасно ідентифікувати ризики порушення ланцюгів постачання, зміни торговельних потоків або виникнення нетипових ринкових коливань, що дає підприємствам змогу розробляти превентивні стратегії та мінімізувати потенційні втрати. Таким чином, впровадження штучного інтелекту у зовнішньоторговельну аналітику забезпечує не лише підвищення точності прогнозування, а й формує довгострокову стратегічну перевагу в управлінні міжнародними економічними зв'язками.

Попри значний потенціал, використання штучного інтелекту у прогнозуванні зовнішньоторговельних потоків супроводжується низкою обмежень і викликів, які необхідно враховувати під час створення та впровадження відповідних аналітичних систем. Насамперед ефективність алгоритмів ШІ тісно пов'язана з якістю та доступністю даних, адже недостатній обсяг інформації, наявність пропусків, статистичних похибок або несумісних форматів можуть суттєво знизити точність отриманих прогнозів. У сфері міжнародної торгівлі ця проблема є особливо актуальною, оскільки дані, що надходять із різних країн, часто відрізняються методологією збору, рівнем деталізації та періодичністю оновлення. Вагомим стримувальним чинником також залишається висока вартість упровадження систем на основі штучного інтелекту, оскільки їх розроблення, тестування та подальша підтримка потребують значних фінансових ресурсів, зокрема для придбання ліцензійного програмного забезпечення, використання хмарних обчислювальних потужностей і підготовки кваліфікованого персоналу, що для малих і середніх підприємств може стати серйозним бар'єром. Додаткові труднощі пов'язані з недостатньою інтерпретованістю результатів, адже багато моделей глибокого навчання функціонують як «чорні скриньки» і не дають змоги чітко пояснити механізм формування прогнозу, що ускладнює процес ухвалення управлінських рішень, особливо в державному секторі, де важливими є прозорість і підзвітність. Окремі уваги потребують етичні та безпекові аспекти застосування ШІ в міжнародній аналітиці, оскільки зростають ризики порушення конфіденційності, неправомірного використання даних і виникнення алгоритмічної упередженості, що вимагає забезпечення балансу між ефективністю технологій та захистом комерційної інформації. Крім того, системи штучного інтелекту залишаються залежними від технічних і людських факторів, адже технічні збої, кібератаки або нестача фахівців у сфері data

science можуть призвести до спотворення прогнозів і, як наслідок, до ухвалення помилкових управлінських рішень.

Для успішного використання технологій штучного інтелекту у системах зовнішньоторговельного прогнозування доцільно дотримуватися низки організаційних і технічних рекомендацій:

- розроблення національних стандартів збору, верифікації та обміну торговельними даними для забезпечення їх сумісності;

- створення міжвідомчих аналітичних платформ, які інтегрують статистику, митні бази, фінансові індикатори та логістичну інформацію;

- використання Explainable AI (XAI) для підвищення прозорості прогнозів і довіри користувачів до алгоритмів;

- інвестування у підготовку кадрів у галузях data science, економічного моделювання та кібербезпеки;

- застосування гібридних моделей, що поєднують класичні економетричні методи й алгоритми машинного навчання для балансування точності та стабільності прогнозів;

- забезпечення етичного контролю за використанням штучного інтелекту у міжнародних аналітичних системах, зокрема через розроблення кодексів поведінки.

Отже, використання ШІ у прогнозуванні зовнішньоторговельних потоків має значний потенціал, проте потребує системного підходу, нормативного забезпечення та підвищення компетенцій учасників зовнішньоекономічної діяльності. Подолання технічних, етичних і організаційних бар'єрів створить передумови для формування ефективної, прозорої та надійної системи цифрового прогнозування міжнародної торгівлі.

Впровадження штучного інтелекту у прогнозування зовнішньоторговельних потоків має не лише теоретичне, а й практичне значення, яке проявляється у підвищенні точності прогнозів порівняно з традиційними статистичними методами. Упродовж останніх років відзначено суттєве зростання ефективності моделей машинного навчання, здатних виявляти складні нелінійні взаємозв'язки між макроекономічними показниками, торговельними обсягами, валютними курсами та зовнішніми ризиками. Для порівняння ефективності застосовуються стандартні метрики оцінювання прогнозів, такі як середня абсолютна похибка (MAE), середньоквадратична похибка (RMSE) та середня абсолютна відсоткова похибка (MAPE). Ці показники дають змогу кількісно визначити, наскільки модель наближає прогнозні значення до реальних даних.

Результати узагальненого аналізу, наведені у таблиці 1, демонструють, що використання штучного інтелекту у прогнозуванні зовнішньоторговельних потоків забезпечує істотне зниження похибок у порівнянні з традиційними мето-

Таблиця 1 – Порівняльна ефективність моделей прогнозування зовнішньоторговельних потоків

Тип моделі	Основний підхід	Середня похибка MAE	Середня похибка RMSE	MAPE, %	Коментар
ARIMA (традиційна)	Лінійна регресія часових рядів	0,85	1,14	12,7	Обмежена адаптивність до ринкових шоків
Множинна регресія	Статистичний аналіз змінних	0,79	1,02	10,9	Враховує частину зовнішніх чинників
Random Forest	Ансамблеве машинне навчання	0,58	0,73	8,1	Висока стійкість і точність
LSTM Neural Network	Глибинне навчання часових рядів	0,52	0,66	7,4	Найкраща адаптація до динамічних трендів

Джерело: побудовано авторами за даними [4; 5]

дами економетричного аналізу. Зокрема, моделі глибинного навчання та ансамблеві методи, як-от Gradient Boosting чи Random Forest, показують стабільну перевагу за точністю прогнозів у середньому на 20–35 %.

З таблиці, методи штучного інтелекту перевершують традиційні підходи за всіма ключовими метриками. Застосування глибинних нейронних мереж (LSTM) дає змогу враховувати часові залежності, нелінійні ефекти та зовнішні шоки, що часто не піддаються лінійному моделюванню. Ансамблеві алгоритми, як Random Forest або Gradient Boosting, забезпечують високу стабільність і дозволяють узагальнювати дані з різних джерел, зменшуючи ризик перенавчання. Таким чином, впровадження моделей штучного інтелекту у практику прогнозування зовнішньоторговельних потоків не лише підвищує точність оцінок, а й створює підґрунтя для розроблення адаптивних систем підтримки прийняття рішень у сфері міжнародної торгівлі.

Висновки. Результати проведеного дослідження підтверджують, що використання технологій штучного інтелекту у прогнозуванні зовнішньоторговельних потоків є ефективним інструментом підвищення точності, оперативності та обґрунтованості управлінських рішень. Інтеграція алгоритмів машинного й глибинного

навчання у процеси торговельної аналітики дозволяє виявляти складні закономірності між економічними показниками, швидко реагувати на зміни у глобальному середовищі та прогнозувати динаміку торговельних потоків із високим рівнем достовірності. Практичні результати порівняльного аналізу моделей підтвердили переваги нейронних мереж і ансамблевих методів над класичними статистичними підходами, що свідчить про необхідність подальшого впровадження інтелектуальних технологій у системи зовнішньоекономічного управління.

Подальші дослідження доцільно спрямувати на розроблення комплексних моделей, які поєднують економетричні методи, алгоритми машинного навчання та аналітику великих даних. Перспективним напрямом є створення інтегрованих цифрових платформ для прогнозування зовнішньоторговельних потоків у реальному часі, що дозволить підвищити ефективність державного регулювання, планування експортно-імпортних операцій і мінімізації ризиків міжнародної торгівлі. Особливу увагу слід приділити питанням етичності, прозорості та пояснюваності алгоритмів штучного інтелекту, що сприятиме зміцненню довіри до цифрових систем і забезпечить сталий розвиток зовнішньоекономічної аналітики у цифрову епоху.

Список використаних джерел:

1. Han, X., Lin, T. X., & Wang, X. Mitigate cross-market competition caused by the risk of uncertainty and improve firm performance through business intelligence. *Heliyon*, 2024. No. 10(14). DOI: <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e34542>
2. Mensah, G. K., & Gottwald, W. D. Enterprise risk management: Factors associated with effective implementation. *Risk Governance and Control: Financial Markets & Institutions*, 2016. No. 6(4). DOI: <https://doi.org/10.22495/rsgv6i4c1art9>
3. Slassi-sennou S., Elmouhib S. Managing Financial and Operational Risks Through Digital Transformation: The Mediating Influence of Information and Communication Technologies' Adoption and Resistance to Change. *Journal of Risk and Financial Management*, 2025. No. 18(3):128. DOI: <https://doi.org/10.3390/jrfm18030128>
4. Franco, M., Minatogawa, V., & Quadros, R. How Transformative Business Model Renewal Leads to Sustained Exploratory Business Model Innovation in Incumbents: Insights from a System Dynamics Analysis of Case Studies. *Systems*, 2023. No. 11(2). DOI: <https://doi.org/10.3390/systems11020060>
5. Bashynska I., Prokopenko O. Mitigating Cyber Risks in AI-Driven Circular Economy Implementations. *Scientific Journal of Bielsko-Biala School of Finance and Law*, 2024. No. 28(4), pp. 65–71. DOI: <https://doi.org/10.19192/wsfp.sj4.2024.10>

6. Feng, R. What are risk sciences? *Risk Sciences*, 2025. no. 1. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.risk.2025.100029>
7. Filyppova S., Bashynska I., Kholod B., Prodanova L., Ivanchenkova L., Ivanchenkov V. Risk management through systematization: Risk Management Culture. *International Journal of Recent Technology and Engineering*, 2019. No. 8(3), pp. 6047–6052. DOI: <https://doi.org/10.35940/ijrte.C5601.098319>
8. Hanay, U., Ince, H., & Işık, G. Identifying Key Factors of Reputational Risk in Finance Sector Using a Linguistic Fuzzy Modeling Approach. *Systems*, 2024. No. 12(10). DOI: <https://doi.org/10.3390/systems12100440>
9. Chotia, V., Khouladi, K., Broccardo, L., & Yaqub, M. Z. The role of cyber security and digital transformation in gaining competitive advantage through Strategic Management Accounting. *Technology in Society*, 2025. No. 81, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2025.102851>
10. Malynovska Y., Bashynska I., Cichoń D., Malynovskyy Y., Sala D. Enhancing the Activity of Employees of the Communication Department of an Energy Sector Company. *Energies*. 2022. No. 15(13). DOI: <https://doi.org/10.3390/en15134701>
11. Huang, H. Technology-Driven Financial Risk Management: Exploring the Benefits of Machine Learning for Non-Profit Organizations. *Systems*, 2024. No. 12(10). DOI: <https://doi.org/10.3390/systems12100416>

References:

1. Han, X., Lin, T. X., & Wang, X. (2024). Mitigate cross-market competition caused by the risk of uncertainty and improve firm performance through business intelligence. *Heliyon*, No. 10(14). DOI: <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e34542>
2. Mensah, G. K., & Gottwald, W. D. (2016). Enterprise risk management: Factors associated with effective implementation. *Risk Governance and Control: Financial Markets & Institutions*, No. 6(4). DOI: <https://doi.org/10.22495/rcgv6i4c1art9>
3. Slassi-sennou S., Elmouhib S. (2025). Managing Financial and Operational Risks Through Digital Transformation: The Mediating Influence of Information and Communication Technologies' Adoption and Resistance to Change. *Journal of Risk and Financial Management*, No. 18(3). DOI: <https://doi.org/10.3390/jrfm18030128>
4. Franco, M., Minatogawa, V., & Quadros, R. (2023). How Transformative Business Model Renewal Leads to Sustained Exploratory Business Model Innovation in Incumbents: Insights from a System Dynamics Analysis of Case Studies. *Systems*, No. 11(2). DOI: <https://doi.org/10.3390/systems11020060>
5. Bashynska I., Prokopenko O. (2024). Mitigating Cyber Risks in AI-Driven Circular Economy Implementations. *Scientific Journal of Bielsko-Biala School of Finance and Law*, No. 28(4), pp. 65–71. DOI: <https://doi.org/10.19192/wsfp.sj4.2024.10>
6. Feng, R. (2025). What are risk sciences? *Risk Sciences*, no. 1. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.risk.2025.100029>
7. Filyppova S., Bashynska I., Kholod B., Prodanova L., Ivanchenkova L., Ivanchenkov V. (2019). Risk management through systematization: Risk Management Culture. *International Journal of Recent Technology and Engineering*, No. 8(3), pp. 6047–6052 DOI: <https://doi.org/10.35940/ijrte.C5601.098319>
8. Hanay, U., Ince, H., & Işık, G. (2024). Identifying Key Factors of Reputational Risk in Finance Sector Using a Linguistic Fuzzy Modeling Approach. *Systems*, No. 12(10). DOI: <https://doi.org/10.3390/systems12100440>
9. Chotia, V., Khouladi, K., Broccardo, L., & Yaqub, M. Z. (2025). The role of cyber security and digital transformation in gaining competitive advantage through Strategic Management Accounting. *Technology in Society*, No. 81. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2025.102851>
10. Malynovska Y., Bashynska I., Cichoń D., Malynovskyy Y., Sala D. (2022). Enhancing the Activity of Employees of the Communication Department of an Energy Sector Company. *Energies*. No. 15(13). DOI: <https://doi.org/10.3390/en15134701>
11. Huang, H. (2024). Technology-Driven Financial Risk Management: Exploring the Benefits of Machine Learning for Non-Profit Organizations. *Systems*, No. 12(10). DOI: <https://doi.org/10.3390/systems12100416>

Стаття надійшла до редакції 11.12.2025