

УДК 330.34:004.8

DOI: 10.31732/2663-2209-2026-81-88-94

Дата надходження: 26.02.2026

Дата прийняття до друку: 20.03.2026

Дата публікації: 30.03.2026



Ця робота ліцензується відповідно до [Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)

АНАЛІЗ СУЧАСНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ШІ У БІЗНЕСІ: АЛГОРИТМИ ТА МЕТОДИ ОПТИМІЗАЦІЇ, ПЕРЕВАГИ ТА РИЗИКИ ЗАСТОСУВАННЯ

Олеся Ананьєва¹, Владислав Гончар²

¹Канд. екон. наук, доцент кафедри економіки та фінансів, ВНЗ «Університет економіки та права «КРОК», м. Київ, Україна, e-mail: apanuyevao@krok.edu.ua, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9544-7408>

²Аспірант, ВНЗ «Університет економіки та права «КРОК», м. Київ, Україна, e-mail: honcharrvo@krok.edu.ua, ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-3217-6029>

ANALYSIS OF MODERN AI TECHNOLOGIES IN BUSINESS: ALGORITHMS AND OPTIMIZATION METHODS, ADVANTAGES AND RISKS OF APPLICATION

Olesia Ananieva¹, Vladyslav Honchar²

¹PhD, Associate professor of the Department of Economics and Finance, KROK University, Kyiv, Ukraine, e-mail: apanuyevao@krok.edu.ua, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9544-7408>

²Postgraduate student, KROK University, Kyiv, Ukraine, e-mail: honcharrvo@krok.edu.ua, ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-3217-6029>

Анотація. Сучасна трансформація корпоративного сектору нерозривно пов'язана з інтеграцією штучного інтелекту (ШІ) та алгоритмів машинного навчання в архітектуру управління підприємствами. Це стає не просто технологічним трендом, а прагматичною необхідністю, продиктованою експоненційним зростанням обсягів даних та потребою в динамічній оптимізації бізнес-процесів. Водночас масштабування інтелектуальних систем генерує нові класи специфічних загроз, що вимагає переходу від безбар'єрного впровадження інновацій до збалансованого управління алгоритмічними ризиками. Мета статті полягає у комплексному аналізі впливу сучасних методів та алгоритмів ШІ на механіку оптимізації бізнес-процесів із паралельним співставленням очікуваних економічних вигод та супутніх вразливостей. Методологічною основою роботи слугують методи системного та порівняльного аналізу, концептуального моделювання, а також теоретичного узагальнення. Застосовано структурний підхід для розмежування понять «метод» і «алгоритм» та ризик-орієнтований підхід для формування безпекового периметра ШІ. У роботі здійснено теоретико-методологічне розмежування концептів, що дозволило визначити алгоритмічні переваги систем глибокого навчання (Deep Learning), обробки природної мови (NLP) та адаптивної оптимізації (Adapt) у корпоративному середовищі з урахуванням специфіки роботи з «важкими хвостами» розподілу даних (закон Ціффа). Доведено, що використання нейромереж здатне суттєво підвищити операційну ефективність через предиктивне обслуговування чи динамічне управління запасами. Проте виявлено, що цей ефект супроводжується критичними вразливостями: від алгоритмічних галюцинацій та непрозорості прийняття рішень (ефект «чорної скриньки») до ризиків отруєння даних та порушення регуляторного комплаєнсу (EU AI Act). Обґрунтовано необхідність розбудови архітектури управління ШІ (AI Governance). Практичним результатом є розроблена комплексна дворівнева матриця управління ризиками алгоритмічних систем, що дозволяє диференціювати стратегії реагування підприємства. Доведено, що стратегічне майбутнє корпоративного інтелекту полягає в парадигмі Human-in-the-Loop (людина в циклі), де людина залишає за собою функцію фінальної експертної верифікації. Подальші наукові дослідження будуть спрямовані на емпіричну апробацію розробленої матриці управління ризиками на прикладі конкретних галузей економіки, а також на математичну формалізацію механізмів запобігання алгоритмічній упередженості в системах AI Governance.

Ключові слова: штучний інтелект, оптимізація бізнес-процесів, цифровізація, алгоритми та методи машинного навчання, предиктивна аналітика, управління ризиками.

Формули: 0; рис.: 2; табл.: 1; бібл.: 12

Abstract. The modern transformation of the corporate sector is inextricably linked to the integration of artificial intelligence (AI) and machine learning algorithms into enterprise management architecture. This is becoming not just a technological trend, but a pragmatic necessity dictated by the exponential growth of data volumes and the need for dynamic business process optimization. At the same time, the scaling of intelligent systems generates new classes of specific threats, which requires a transition from barrier-free innovation implementation to balanced management of algorithmic risks. The aim of the article is a comprehensive analysis of the impact of modern AI methods and algorithms

on the mechanics of business process optimization, with a parallel comparison of expected economic benefits and associated vulnerabilities. The methodological basis of the work includes methods of system and comparative analysis, conceptual modeling, and theoretical generalization. A structural approach was applied to distinguish between the concepts of "method" and "algorithm", as well as a risk-oriented approach to form the AI security perimeter. The paper carries out a theoretical and methodological differentiation of concepts, which allowed identifying the algorithmic advantages of deep learning systems, natural language processing (NLP), and adaptive optimization (Adam) in the corporate environment, taking into account the specifics of working with heavy-tailed data distributions (Zipf's law). It is proven that the use of neural networks can significantly increase operational efficiency (through predictive maintenance or dynamic inventory management). However, it was found that this effect is accompanied by critical vulnerabilities: from algorithmic hallucinations and opacity of decision-making (the "black box" effect) to the risks of data poisoning and violation of regulatory compliance (EU AI Act). The necessity of building an AI Governance architecture is substantiated. The practical result is the developed comprehensive two-level risk management matrix of algorithmic systems, which allows differentiating the enterprise's response strategies. It is proven that the strategic future of corporate intelligence lies in the Human-in-the-Loop paradigm, where humans retain the function of final expert verification. Further scientific research will be aimed at empirical validation of the developed risk management matrix on the example of specific sectors of the economy, as well as on the mathematical formalization of mechanisms for preventing algorithmic bias in AI Governance systems.

Keywords: artificial intelligence, business process optimization, digitalization, machine learning algorithms and methods, predictive analytics, risk management.

Formulas: 0; **fig.:** 2; **tab.:** 1; **bibl.:** 12

Постановка проблеми. Протягом тривалого часу розгляд проблематики штучного інтелекту в корпоративному управлінні обмежувався переважно теоретичними концепціями та фрагментарними експериментами. Однак на сучасному етапі розвитку цифрової економіки відбувається фундаментальний перехід від абстрактного моделювання до системної та практичної імплементації цих технологій.

Інтеграція алгоритмів у ключові ланки операційного циклу перетворюється на стратегічний актив, який стимулює стрімке зростання глобальних інвестицій у цю сферу. Проте виникає складний управлінський парадокс: керівники компаній не завжди готові повною мірою покладатися на згенеровану машиною аналітику та довіряти цим висновкам при прийнятті критичних рішень. Так званий ефект «чорної скриньки», коли неможливо достеменно пояснити логіку прийняття алгоритмом певного рішення, а також зростаюча необхідність дотримання жорстких регуляторних норм, призводять до появи нагальної науково-практичної проблеми: визначення механізмів балансування між прагненням до максимізації ефективності через алгоритмічну оптимізацію бізнес-процесів та необхідністю мінімізації супутніх операційних і комплаєнс-ризиків.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Фундаментальні аспекти інтеграції алгоритмів ШІ в бізнес-процеси складають вагомий напрям сучасних економічних досліджень. Зокрема, у працях іноземних науковців Kourkoumelis et al. (2024) доведено здатність інструментів штучного інтелекту пришвидшувати прийняття управлінських рішень та підвищувати загальну ефективність корпоративного управління завдяки глибинній автоматизації рутинних операційних процесів у міжнародному бізнес-середовищі.

Вітчизняні науковці, зокрема Фостолович, В.А. (2022) зосереджується на розкритті глобального економічного потенціалу інтелектуальних систем, доводячи на основі інвестиційної статистики, що технології штучного інтелекту перетворилися на ключовий стратегічний інструмент для забезпечення масштабного зростання та розширення сучасних компаній. Розвиваючи цей науковий дискурс, Барабась, Д., Ільницький, Д., & Андрусик, В. (2024) концептуалізують штучний інтелект як фундаментальну детермінанту конкурентоспроможності сучасного бізнесу. Ананьєва, О. (2025) акцентує увагу на важливість дослідження впливу впровадження ШІ на бізнес-процеси компаній, а також необхідність комплексної діагностики ефективності

його використання. Дослідники систематизують передумови поширення технологій ШІ та наводять практичні приклади їх ефективної імплементації для формування конкурентних переваг компаній.

Водночас практичні аспекти та економічні наслідки інтеграції ШІ детально визначені у глобальних аналітичних звітах. Зокрема, дослідження McKinsey & Company (2025) фіксує безпрецедентний рівень системного масштабування технології, оскільки 88% корпорацій регулярно використовують ШІ щонайменше в одній ключовій бізнес-функції. При цьому аналітики відзначають фундаментальний перехід до автономних систем у зв'язку із тим, що понад 62% компаній почали впровадження агентивного ШІ (AI agents), який дозволяє досягати відчутної операційної ефективності та виступає головною метою для 80% організацій. Своєю чергою, аналітики Capgemini (2025) наголошують на зміні технологічної парадигми, тому що фокус компаній змістився з базової автоматизації на розгортання автономних інтелектуальних систем. За їхніми даними, 70% керівників та 85% інвесторів визначають агентивний ШІ як одну з трьох найбільш впливових технологій 2025 року, що здатна адаптуватися до нових умов та генерувати управлінські рішення в режимі реального часу.

Зворотний бік цієї технологічної трансформації, а саме специфіку алгоритмічних ризиків, оцінено у звіті World Economic Forum (2025). Аналітики фіксують стрімке зростання занепокоєння, оскільки у десятирічній перспективі ризик «негативних наслідків від технологій ШІ» піднявся на 6-те місце серед ключових глобальних загроз. Водночас у корпоративному вимірі, згідно з результатами опитування керівників бізнесу (Executive Opinion Survey), цей ризик офіційно входить до Топ-6 ключових викликів у відповідній категорії, що емпірично підтверджує необхідність збалансованого підходу до інтеграції автономних алгоритмів.

Окремої уваги заслуговує дослідження Ernst & Young (2025), яке підтверджує критичну необхідність впровадження систем корпоративного управління ШІ (AI Governance). Згідно з отриманими даними, майже всі опитані організації (99%) зазнали фінансових втрат внаслідок інцидентів, пов'язаних із впровадженням штучного інтелекту, причому 64% респондентів повідомили про збитки, що перевищують 1 млн дол. США. За консервативними оцінками, середній розмір фінансових втрат для компаній, які зіткнулися з алгоритмічними ризиками, становить 4,4 млн дол. США. Аналітики зазначають, що найпоширенішими першопричинами цих збитків виступають недотримання нормативних вимог щодо ШІ (57%), негативний вплив на цілі сталого розвитку (55%) та алгоритмічна упередженість згенерованих результатів (53%).

Підсумовуючи варто узагальнити, що сучасний науковий та практичний дискурс демонструє глибоку суперечливість щодо ролі штучного інтелекту в бізнесі. З одного боку, ШІ остаточно закріпив за собою статус ключової детермінанти конкурентоспроможності. Крім того, відбувається фундаментальний перехід від інструментів базової автоматизації до масового впровадження автономних агентивних систем (AI agents). З іншого боку, безпрецедентні темпи масштабування цих технологій генерують критичні загрози: алгоритмічні ризики офіційно визнані одними з найбільших глобальних викликів десятиліття, які вже сьогодні призводять до багатомільйонних фінансових втрат у корпоративному секторі. У зв'язку із цим головний фокус сучасних досліджень зміщується з констатації переваг технологій ШІ на пошук ефективних систем управління ШІ (AI Governance). Обґрунтування такого концептуального погляду становить основне завдання даного дослідження.

Формулювання мети та методів дослідження. Метою дослідження є аналіз прикладних механізмів інтеграції ШІ у бізнес-процеси сучасних підприємств.

Досягнення мети передбачає теоретико-методологічне розмежування методів та алгоритмів оптимізації, а також оцінку переваг та ризиків їх практичного застосування.

Методологічну основу дослідження становлять структурний підхід для детермінації рівнів абстракції поняття «метод» та «алгоритм», системний аналіз для класифікації операційних та регуляторних загроз, концептуальне моделювання з метою розробки архітектури управління та матриці реагування на ризики, а також порівняльний підхід під час оцінювання ефективності предиктивних та генеративних алгоритмів у корпоративному середовищі.

Виклад основного матеріалу дослідження. Перехід від стратегічних концепцій управління до практичної імплементації ШІ вимагає розуміння внутрішньої механіки інтелектуальних систем. З управлінського та технічного поглядів, інтелектуалізація бізнес-процесів являє собою складну трансляцію корпоративних цілей у площину математичної оптимізації, де кожна операційна проблема формалізується як цільова функція із використанням методів та алгоритмів.

Теоретико-методологічне розмежування поняття «метод» та «алгоритм» часто змішуються, хоча концептуально вони позначають різні рівні абстракції при вирішенні управлінських завдань. Метод виступає фундаментальною стратегією, математичним або логічним підходом до пошуку оптимуму. В свою чергу алгоритм є чітко детермінованою, скінченною послідовністю обчислювальних кроків та інструкцій, які втілюють цей метод у програмному коді.

Визначення єдиного «найбільш вдалого» алгоритму для сучасного бізнесу є методологічно некоректним, оскільки ефективність інструменту прямо залежить від природи даних. Проте аналізуючи сучасні дослідження останніх років можна виокремити наступні:

1. Veena, S. & Aravindhar, J. (2024) у своєму дослідженні зазначають, що

трансформація таких критичних бізнес-процесів як управління відносинами з клієнтами, прогнозування попиту та виявлення шахрайства у фінансовому секторі спирається на застосування алгоритмів машинного навчання, що дозволяє суттєво підвищити рівень безпеки та покращити управління ризиками. Водночас ключовим технологічним трендом розвитку корпоративних систем стає зростаючий фокус на архітектурах глибинного навчання (Deep Learning).

2. У сфері стратегічного управління макроризиками та забезпечення безперервності бізнесу згідно з дослідженням Kalogiannidis та ін. (2024) глобальний фокус змістився на технології обробки природної мови (NLP) та предиктивної аналітики великих даних. Автори доводять, що інтеграція компонентів ШІ підвищує швидкість виявлення нових неструктурованих ризиків та дозволяє мінімізувати простой через предиктивне обслуговування інфраструктури.

3. Окрема категорія завдань стосується роботи з неструктурованими текстовими даними та генеративним ШІ (напр. великими мовними моделями). Фундаментальна складність навчання таких систем полягає у специфіці самої людської мови: вона містить невелику кількість дуже вживаних слів і величезний масив рідкісної термінології. У математичній лінгвістиці ця закономірність відома як закон Ціпфа, який генерує екстремальний дисбаланс даних (так звані «важкі хвости»). Як доводять Kunstner та ін. (2024) традиційні базові алгоритми (зокрема класичний стохастичний градієнтний спуск – SGD) не здатні ефективно працювати з таким дисбалансом, втрачаючи продуктивність на рідковживаних словах. Саме тому рішенням для таких завдань є адаптивний алгоритм Adam (Adaptive Moment Estimation). Завдяки внутрішній нормалізації він забезпечує стабільне навчання моделі на всьому масиві словника. З управлінського погляду ця алгоритмічна перевага є критичною: вона

дозволяє бізнес-системам коректно розпізнавати складну галузеву термінологію та нестандартні клієнтські запити, а також суттєво скорочує час розгортання моделей ШІ, оптимізуючи капітальні витрати компанії на обчислювальні потужності.

Для ефективного функціонування зазначеної алгоритмічної логіки критично

необхідною є наявність зрілої інфраструктури даних підприємства. Відсутність консолідованих та верифікованих масивів інформації суттєво знижує прогностичну здатність та релевантність результатів нейромережевого моделювання. Типова архітектура впровадження представлена на рис. 1.

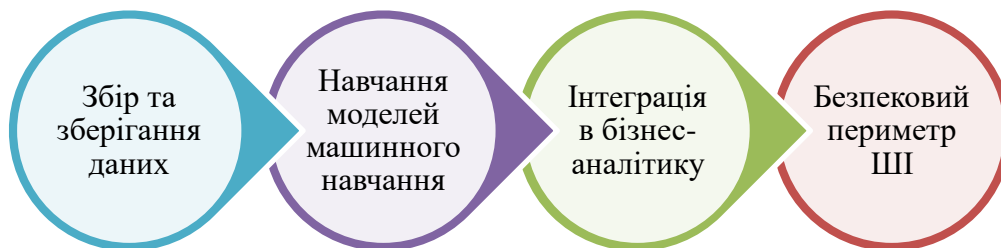


Рис. 1 Архітектура впровадження штучного інтелекту на підприємстві

Джерело: розроблено авторами

У контексті даної архітектури критичну роль відіграє розбудова системи корпоративного управління штучним інтелектом (AI Governance), невід'ємною складовою якої є безпековий периметр ШІ. Вона розглядається як комплексна система корпоративних політик, технічних обмежень та етичних норм, спрямована на забезпечення прозорого, контрольованого та юридично відповідного використання алгоритмів машинного навчання. Впровадження такої архітектури дозволяє компаніям системно мінімізувати ризики алгоритмічної упередженості, витоку конфіденційних даних та наслідків ефекту «чорної скриньки» при делегуванні управлінських рішень автономним системам.

Проте масштабування технологій ШІ у корпоративне середовище вимагає відмови від сприйняття ШІ виключно як інструменту безбар'єрної оптимізації. Разом із безпрецедентним зростанням операційної ефективності та розширенням аналітичних можливостей, компанії стикаються з новими класами специфічних загроз – від технологічних (алгоритмічні галюцинації, каскадні збої) до юридичних та репутаційних. Відповідно успішна імплементація ШІ потребує постійного балансування між очікуваними бізнес-вигодами та прихованими ризиками, комплексне співставлення яких наведено у таблиці 1.

Таблиця 1

Співставлення переваг та критичних вразливостей при використанні ШІ

| Сфера інтеграції | Практичні вигоди | Приховані ризики та обмеження |
|-------------------------|---|---|
| Операційна ефективність | Предиктивне обслуговування зменшує простої обладнання; динамічне управління запасами. | Каскадні збої: помилка в одному вузлі може зупинити весь процес. |
| Клієнтський досвід | Обробка запитів природною мовою (NLP) у режимі 24/7; персоналізація пропозицій. | Алгоритмічні галюцинації (генерація вигаданих фактів), що веде до юридичних претензій та втрати довіри. |

Продовження Таблиці 1

| | | |
|-------------------------|---|--|
| Аналітика великих даних | Здатність помічати нетипові патерни в масивах неструктурованих даних. | Ризик отруєння даних (Data Poisoning) під час навчання; несанкціонований витік комерційної таємниці. |
| Регуляторний комплаєнс | Швидкий скоринг контрактів на відповідність внутрішнім політикам. | Успадкована упередженість моделей (Bias); жорсткі обмеження з боку нових норм, таких як EU AI Act. |

Джерело: узагальнено авторами на основі (Ernst & Young, 2025; Kalogiannidis et al., 2024; World Economic Forum, 2025).

З метою запобігання неконтрольованим наслідкам цифровізації, система корпоративного управління потребує формалізованого інструментарію ідентифікації та мінімізації загроз. Для

цього пропонується використовувати дворівневу матрицю управління ризиками, що адаптована саме під специфіку ІІІ (рис. 2).

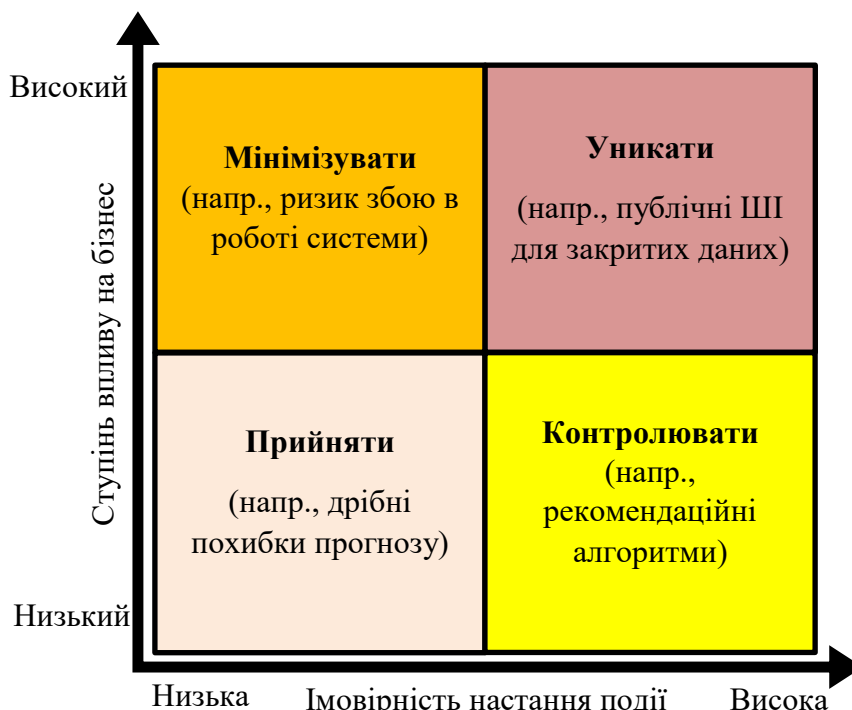


Рис. 2 Матриця управління ризиками алгоритмічних систем

Джерело: розроблено авторами

Практична імплементація даної матриці вимагає від менеджменту диференціації стратегій реагування. Наприклад, використання персоналом публічних хмарних неймереж для обробки конфіденційної фінансової звітності класифікується як критична загроза (квадрант «Уникати»), що безальтернативно вимагає розгортання ізольованих локальних моделей ІІІ. Натомість ризик ситуативної генерації нерелевантних товарних пропозицій

рекомендаційним алгоритмом класифікується як допустимий («Прийняти/Контролювати»). Для нівелювання подібних похибок достатньо запровадити механізм вибіркового експертного моніторингу (Human-in-the-Loop).

Висновки. У результаті проведеного дослідження сформовано критичний підхід до оцінки впровадження машинного навчання, яке розглядається як комплексна оптимізаційна задача в умовах високої

невизначеності. Такий підхід дозволяє нівелювати ризики нераціонального копіювання технологічних трендів та забезпечує прагматичну інтеграцію ШІ в операційну діяльність.

Теоретична значущість роботи полягає у методологічному розмежуванні рівнів «методу» та «алгоритму», що дозволяє чітко диференціювати стратегічні цілі від інструментів їх реалізації. Доведено, що успішна робота з неструктурованими даними та рідкісною термінологією (закон Ціпфа) вимагає переходу до адаптивних алгоритмів (зокрема Adam), які забезпечують стабільність навчання нейромереж. Гібридна стратегія, що поєднує можливості глибинного навчання (Deep Learning) для аналізу патернів та моделей обробки природної мови (NLP) для клієнтських комунікацій, визначена як найбільш ефективна для сучасного бізнес-середовища.

Література:

1. Kourkoumelis, N., Anastasopoulou, E. E., Deirmentzoglou, G. A., & Masouras, A. (2024). Artificial Intelligence and Managerial Decision-Making in International Business. *European Conference on Innovation and Entrepreneurship*, 19(1), 386-393. DOI: <https://doi.org/10.34190/ecie.19.1.2573>
2. Фостолович, В. А. (2022). Штучний інтелект в сучасному бізнесі: потенціал та сучасні тренди. *Ефективна економіка*, (7). DOI: <https://doi.org/10.32702/2307-2105.2022.7.4>
3. Барабась, Д., Ільницький, Д., & Андрусик, В. (2024). Штучний інтелект в системі детермінант конкурентоспроможності сучасного бізнесу. *Herald of Khmelnytskyi National University. Economic Sciences*, 336(6), 454-460. URL: <https://heraldes.khmnu.edu.ua/index.php/heraldes/article/view/1278>
4. Ананьєва, О.О. (2025). Діагностика ефективності впровадження штучного інтелекту в діяльність підприємств ІТ-сектору. *Вісник Академії праці, соціальних відносин і туризму. Серія: Економіка, психологія та управління*, (5). DOI: <https://doi.org/10.54929/3041-2390-2025-05-01-11>.
5. McKinsey & Company. (2025). The State of AI in 2025. *McKinsey Global Institute*. URL: <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai#/>
6. Capgemini. (2025). Top Tech Trends of 2025: AI-powered everything. *Capgemini Research Institute*. URL: <https://www.capgemini.com/insights/research-library/top-tech-trends-2025/>

Практична цінність результатів полягає у розробці дворівневої матриці управління ризиками та архітектури впровадження ШІ, що інтегрує технічний безпековий периметр у систему корпоративного управління (AI Governance). Це дозволяє системно мінімізувати загрози алгоритмічної упередженості, витоку даних та «ефекту чорної скриньки». Доведено, що сталий економічний ефект від інтелектуалізації бізнес-процесів можливий лише за умови впровадження парадигми Human-in-the-Loop, де людина зберігає за собою функцію фінальної верифікації рішень.

Перспективи подальших досліджень лежать у площині емпіричної апробації розробленої матриці ризиків на прикладі підприємств промислового сектору, а також у деталізації механізмів юридичного комплаєнсу згідно з нормами EU AI Act.

7. World Economic Forum. (2025). The Global Risks Report 2025. *WEF*. URL: https://reports.weforum.org/docs/WEF_Global_Risks_Report_2025.pdf
8. Ernst & Young. (2025). EY survey: companies advancing responsible AI governance linked to better business outcomes. *EY Global*. URL: https://www.ey.com/en_gl/newsroom/2025/10/ey-survey-companies-advancing-responsible-ai-governance-linked-to-better-business-outcomes
9. Veena, S., & Aravindhar, J. (2024). Challenges of Machine Learning Algorithms Used in Business for Decision-Making. *SSRN Electronic Journal*. DOI: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.5066812>
10. Kalogiannidis, S., Kalfas, D., Papaevangelou, O., & Chatzitheodoridis, F. (2024). The Role of Artificial Intelligence Technology in Predictive Risk Assessment for Business Continuity. *Risks*, 12(2), 19. DOI: <https://doi.org/10.3390/risks12020019>
11. Kunstner, F., Milligan, A., Yadav, R., Schmidt, M., & Bietti, A. (2024). Heavy-Tailed Class Imbalance and Why Adam Outperforms Gradient Descent on Language Models. *NeurIPS 2024 Proceedings*, 37, 1240-1258. URL: <https://arxiv.org/abs/2402.19449>
12. Ананьєва О.О., & Гончар В.О. (2025). Штучний інтелект як новий інструмент формування економічного середовища підприємства. *Актуальні проблеми економіки. № 3 (285)*, 175-184. DOI: <https://10.32752/1993-6788-2025-1-285-175-184>