



УДК 004.8:004.9:658.7

[https://doi.org/10.52058/3041-1254-2026-1\(23\)-885-902](https://doi.org/10.52058/3041-1254-2026-1(23)-885-902)

Малюта Людмила Ярославівна доктор економічних наук професор, професор кафедри управління інноваційною діяльністю та сферою послуг, Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, <https://orcid.org/0000-0002-7569-9982>

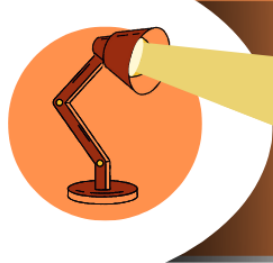
Балушевський Костянтин Романович аспірант кафедри управління інноваційною діяльністю та сферою послуг Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, <https://orcid.org/0009-0003-3127-9286>

ВПРОВАДЖЕННЯ ТЕХНОЛОГІЙ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В УПРАВЛІННІ ЛОГІСТИЧНИМИ ЛАНЦЮГАМИ

Анотація. Трансформація глобальних логістичних ланцюгів постачання в умовах цифровізації, фрагментації виробництва, зростання сервісних очікувань і підвищення частоти шоків (пандемічних, воєнних, інфраструктурних) загострює проблему забезпечення одночасно ефективності, адаптивності та стійкості логістики. Для роздрібної торгівлі й транспортного сектору це проявляється у високій волатильності попиту, ускладненні мереж постачальників, дефіциті ресурсів, зростанні ризиків збоїв та посиленні ціни управлінської помилки, коли традиційні статичні інструменти планування й експертні процедури дедалі частіше не забезпечують потрібної якості рішень. У цих умовах технології штучного інтелекту формують нову парадигму управління логістичними процесами, що базується на даних, прогностичній аналітиці та автоматизованій підтримці управлінських рішень у контурах прогнозування попиту, управління запасами, складських операцій, маршрутизації перевезень і доставки на завершальній ділянці до споживача.

Наголошено, що науково коректне оцінювання результативності штучного інтелекту потребує відмежування трьох джерел ефекту: алгоритмічного компонента, перепроєктування процесів і інформаційних контурів управління ресурсами, складом та перевезеннями, а також масштабування після пілоту. Обґрунтовано використання відносних і стандартизованих показників ефективності, які відтворювано знімаються з корпоративних систем і придатні для зіставлень «до/після» та між компаніями. Запропоновано матрицю ключових показників у вимірах вартості, часу й надійності та запасів і рівня сервісу, доповнену діагностичними індикаторами якості прогнозу і процесної дисципліни. Показано необхідність інтеграції ризикового контуру в дизайн впровадження через





матрицю ризиків і контрзаходів, що є критичним для українських умов підвищеної невизначеності. Для уникнення описовості подано економіко-математичну постановку, у якій сукупні логістичні витрати залежать від інтенсивності впровадження та якості даних, а доцільність інвестицій визначається критерієм чистої приведеної вартості з урахуванням повних витрат упровадження і супроводу.

Ключові слова: штучний інтелект, управління ланцюгами постачання, логістика роздрібною торгівлі, транспортна логістика, показники ефективності, прогнозування попиту, управління запасами, кіберстійкість, ризик-менеджмент.

Maliuta Liudmyla Doctor of Economic Sciences, Professor, Professor of the Department of Innovation Activity and Service Management, Ternopil Ivan Puluj National Technical University, <https://orcid.org/0000-0002-7569-9982>

Balushevskiy Kostiantyn PhD Student, Department of Innovation Activity and Service Management, Ternopil Ivan Puluj National Technical University, <https://orcid.org/0009-0003-3127-9286>

IMPLEMENTATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNOLOGIES IN THE MANAGEMENT OF LOGISTICS SUPPLY CHAINS

Abstract. The transformation of global logistics supply chains under digitalization, production fragmentation, rising service expectations, and an increasing frequency of shocks (pandemic-related, military, and infrastructure) intensifies the challenge of ensuring logistics efficiency, adaptability, and resilience simultaneously. In retail and transportation, this is reflected in high demand volatility, more complex supplier networks, resource constraints, a higher risk of disruptions, and a growing cost of managerial error, as traditional static planning tools and expert-based procedures increasingly fail to deliver the required quality of decisions. Under these conditions, artificial intelligence technologies are shaping a new paradigm of logistics process management grounded in data, predictive analytics, and automated decision support across demand forecasting, inventory management, warehousing operations, transport routing, and last-mile delivery.

It is emphasized that scientifically robust assessment of artificial intelligence performance requires distinguishing among three sources of impact: the algorithmic component, process and information-system redesign in enterprise resource, warehouse, and transportation management, and post-pilot scaling effects. The use of relative and standardized performance indicators is substantiated, as they can be reproducibly extracted from corporate information systems and are suitable for





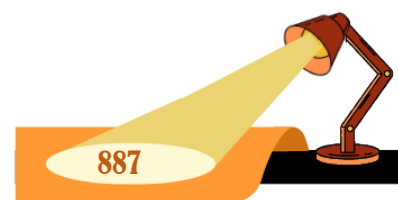
“before–after” and cross-company comparisons. A matrix of key indicators is proposed across the dimensions of cost, time and reliability, and inventory and service level, supplemented by diagnostic measures of forecast quality and process discipline. The necessity of integrating a risk dimension into implementation design through a risk-and-countermeasure matrix is demonstrated, which is critical for Ukraine’s environment of elevated uncertainty. To avoid purely descriptive conclusions, an economic–mathematical specification is presented in which total logistics costs depend on implementation intensity and data quality, while investment feasibility is evaluated via a net present value criterion that accounts for full implementation and lifecycle support costs.

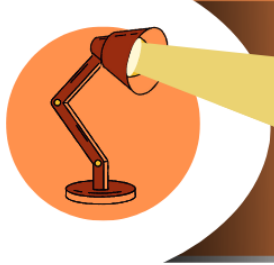
Keywords: artificial intelligence, supply chain management, retail logistics, transportation logistics, performance indicators, demand forecasting, inventory management, cyber resilience, risk management.

Постановка проблеми. Глобальні логістичні ланцюги постачання упродовж останнього десятиліття зазнають глибокої трансформації під впливом цифровізації, зростання складності ринків, фрагментації виробництва та підвищення вимог споживачів до швидкості й надійності доставки. Для секторів ритейлу й транспорту характерними стають висока волатильність попиту, багаторівнева мережевість постачальників, дефіцит ресурсів і підвищені ризики збоїв, що особливо загострюються в умовах криз, пандемій та воєнних дій. За таких обставин традиційні інструменти управління логістикою, засновані на статичних моделях планування та експертних оцінках, дедалі частіше виявляються недостатніми для забезпечення оперативності, адаптивності й стійкості ланцюгів постачання.

Паралельно з цим стрімкий розвиток технологій штучного інтелекту формує нову парадигму управління логістичними процесами, орієнтовану на дані, прогнозу аналітику та автоматизоване прийняття рішень. Алгоритми машинного навчання, методи глибинної нейронної обробки, комп’ютерний зір і системи інтелектуальної оптимізації дедалі активніше інтегруються у процеси прогнозування попиту, управління запасами, складської логістики, маршрутизації транспорту та доставки «останньої милі». У результаті логістичні ланцюги набувають властивостей самоадаптивних систем, здатних реагувати на зміни зовнішнього середовища майже в реальному часі, що принципово змінює роль управлінських рішень і вимоги до інституційної спроможності компаній.

Водночас широке впровадження технологій штучного інтелекту в управлінні логістичними ланцюгами супроводжується низкою проблемних аспектів, які залишаються недостатньо систематизованими в наукових дослідженнях. Серед них — економічна доцільність і окупність інвестицій, інтеграція ШІ з наявними інформаційними системами, ризики алгоритмічних помилок, кадрові





та організаційні бар'єри, а також правові й етичні обмеження використання автономних рішень. Особливої актуальності ці питання набувають для країн з трансформаційною економікою, зокрема України, де логістика функціонує в умовах структурних зрушень, обмежених ресурсів і підвищеної невизначеності. Саме тому наукове осмислення потенціалу, переваг і обмежень застосування штучного інтелекту в управлінні логістичними ланцюгами ритейлу та транспорту є важливим теоретичним і прикладним завданням сучасних економічних досліджень.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. У сучасному науковому дискурсі впровадження штучного інтелекту в управлінні логістичними ланцюгами найчастіше інтерпретується як перехід до дано-орієнтованого планування та підтримки рішень у контурах прогнозування попиту, управління запасами, складських операцій і маршрутизації перевезень. У вітчизняних дослідженнях О. В. Круковської, О. В. Кондрата та Н. М. Стрельченко акцентовано еволюцію логістики від автоматизації до алгоритмічного управління та підкреслено роль організаційної готовності й цифрової інфраструктури [1]; О. В. Кучкова і В. О. Живцов систематизують ефекти цифрової трансформації логістики через оптимізацію ланцюгів постачання й управління даними [2]; Є. А. Марінов узагальнює економічний потенціал інновацій у транспортній логістиці та фактори їх впровадження [3]; Є. П. Медведєв, Ю. М. Попова та М. М. Коваленко розкривають прикладні аспекти використання інтелектуальних технологій у логістичному менеджменті [4]. В англійській літературі Г. Куло, М. Подрекка та Дж. Нассімбені, узагальнюючи емпіричні дослідження, показують, що відтворений економічний результат визначається не лише класом алгоритмів, а й якістю даних та інтеграцією з корпоративними системами [5]; С. Бхаттачарія, К. Говіндан, С. Гош Дастідар і П. Шарма формують порядок денний застосувань ШІ в замкнених ланцюгах постачання та підкреслюють значущість оцінювання ефектів у повному циклі [6]; Д. Іванов обґрунтовує концепцію інтелектуального цифрового двійника як інструмента стрес-тестування стійкості та життєздатності ланцюга постачання [7]; І. Джексон, Д. Іванов, А. Долгі та Дж. Намдар розвивають компетентісно-орієнтоване бачення застосування генеративного штучного інтелекту для прискорення управлінських процедур і роботи з неструктурованою інформацією в операційному менеджменті та логістиці [8].

Недостатньо дослідженими залишаються питання причинної ідентифікації ефекту впровадження ШІ в логістиці, зокрема коректне відмежування власне алгоритмічного ефекту від ефекту перепроєктування процесів і від ефекту масштабування після пілоту; обмеженою є також кількість робіт, що пропонують стандартизований мінімальний набір показників, зіставний між підприємствами та синхронізований з циклами планування продажів і операцій та інтегрованого бізнес-планування, а для України додаткової наукової уваги потребує інтеграція





оцінювання ефективності з воєнно зумовленими «стрес»-параметрами (стійкість логістичних маршрутів/хабів і кіберстійкість операційних контурів), що істотно змінюють економіку рішень у ритейлі та транспорті.

Мета дослідження полягає в теоретико-прикладному обґрунтуванні підходів до впровадження технологій штучного інтелекту в управлінні логістичними ланцюгами ритейлу та транспорту з розробленням відтворюваного інструментарію оцінювання ефекту на основі стандартизованих показників і формалізованої моделі, придатної для українських умов високої невизначеності.

Виклад основного матеріалу. У сучасній теорії управління ланцюгами постачання впровадження штучного інтелекту розглядають як перехід від процедурно-регламентного управління до управління на основі даних і моделей, коли ключові рішення (попит, запаси, транспортування, складські операції) формуються під впливом прогнозних оцінок, що безперервно уточнюються за результатами фактичних потоків. Таке трактування спирається на уявлення про логістику як складну стохастичну систему з багаторівневою невизначеністю (попит, строки постачання, транспортні обмеження, збої), де приріст ефективності виникає не лише від автоматизації, а від підвищення якості рішень через виявлення закономірностей у великих масивах даних та більш точне планування. З позицій прикладної економіки логістики штучний інтелект виступає інструментом зниження трансакційних витрат координації та помилок планування, особливо в умовах високої волатильності ринку й посилених вимог до прозорості сервісу [4].

Базовий теоретичний підхід у цій площині — аналітика прогнозування та оптимізаційне планування, коли методи машинного навчання використовуються для побудови функцій попиту і параметризації планів постачання, а також для підготовки управлінських рішень у ритейлі, таких як формування замовлень, розподіл запасів між складами/магазинами, попередження дефіцитів і надлишків. Дослідницька логіка ґрунтується на тому, що задачі прогнозування попиту, планування маршрутів і оптимізації складу мають спільну природу, коли усі вони є задачами оцінювання та вибору за обмежень, де цінність дає поєднання регресійних/класифікаційних моделей із регламентами операційного управління.

У вітчизняних роботах прямо наголошується, що методи класифікації та регресії є дієвими для точного прогнозування попиту, планування транспортних маршрутів та оптимізації складського господарства, а практичні бар'єри впровадження концентруються навколо технічних, етичних і організаційних аспектів [2].

Другий підхід — інтеграція моделей ШІ з інструментами операційних досліджень і диспетчерського управління в транспортній логістиці. У цьому випадку штучний інтелект не підміняє оптимізацію, а підсилює її забезпечуючи якісніші вхідні оцінки (трафік, ризики затримок, часові вікна, зміни попиту) та





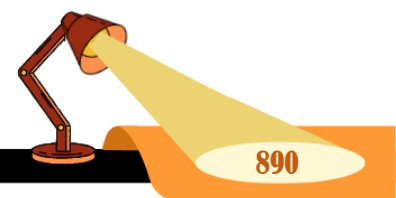
дозволяє оперативніше коригувати плани перевезень. Практична релевантність для транспортного сектору полягає в підвищенні точності маршрутних рекомендацій і скороченні часу доставки за рахунок аналізу схем доставки та вибору кращих маршрутів, що відображено і в прикладних оглядах з транспортної логістики [3].

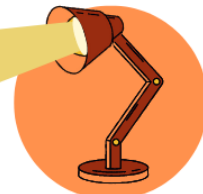
Водночас у ритейлі аналогічна логіка переноситься на управління «останньою милею» та синхронізацію транспорту зі складською обробкою замовлень, де ефект зумовлений узгодженням рішень у ланцюгу «попит-комплектація-доставка» [2].

Третій підхід у сучасній англомовній літературі — систематизація емпіричних застосувань ШІ в управлінні ланцюгами постачання та ідентифікація напрямів, де технології досягли практичної зрілості. У систематичному огляді Ж. Куло та співавторів узагальнено результати емпіричних досліджень і показано, що найбільш стійкі напрями використання ШІ формуються навколо планування попиту, управління запасами, логістичної видимості та підтримки рішень у багатоланкових мережах, причому очікуваний ефект залежить від якості даних, інтеграції з корпоративними системами та організації процесів ухвалення рішень [5]. Для транспортування та складської логістики цей висновок означає: без стандартизації даних, узгоджених довідників номенклатури та дисципліни первинного обліку навіть сильні моделі не забезпечують відтвореного економічного результату.

Четвертий підхід — концепція «інтелектуального цифрового двійника» ланцюга постачання, у межах якої штучний інтелект вбудовується в модельно-даніний контур управління для перевірки стійкості логістичної мережі за сценаріями збоїв і для підготовки превентивних рішень. Д. Іванов обґрунтовує методологію такого цифрового двійника як системи підтримки рішень для перевірки стійкості та життєздатності ланцюга постачання, де поєднуються дані, моделювання та інтелектуальні компоненти, орієнтовані на виявлення ризиків і формування реакцій на порушення постачань [7]. Для України, з огляду на воєнні ризики, руйнування інфраструктури та нерівномірність логістичних коридорів, такий підхід має особливе значення, оскільки дозволяє формалізувати сценарне планування і перейти від реактивного усунення наслідків до проактивного управління ризиками.

П'ятий підхід, який швидко набирає ваги у 2024–2025 рр., пов'язаний із генеративним штучним інтелектом і його застосуванням у ланцюгах постачання та операційному менеджменті як інструмента підтримки прийняття рішень, обробки неструктурованої інформації та прискорення управлінських процедур (закупівлі, планування, сервісні комунікації, інтерпретація відхилень). У праці І. Джексона, Д. Іванова, А. Долгі та Д. Намдара запропоновано компетентнісно-орієнтовану побудову впровадження генеративного ШІ в ланцюгах постачання й





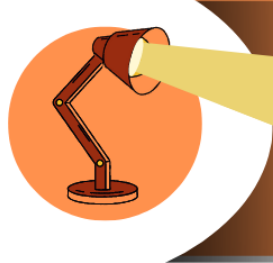
операційному менеджменті та окреслено, як різні спроможності ШІ можуть впливати на множину управлінських областей [8]. Для ритейлу це насамперед означає підвищення швидкості узгодження планів і якості комунікацій уздовж ланцюга «постачальник-розподільчий центр-магазин-клієнт», однак вимагає чітких правил верифікації рекомендацій, щоб уникати помилкових управлінських рішень.

Узагальнення зазначених підходів дозволяє перейти до аналізу проблем і перспектив впровадження ШІ на практиці в українських умовах. Вітчизняні джерела акцентують, що поряд із ефектами (прогнозування попиту, оптимізація маршрутів, автоматизація обробки замовлень, виявлення аномалій у ланцюгах постачання) ключовими обмеженнями залишаються підготовка персоналу, потреба в інвестиціях в інфраструктуру, вимоги до прозорості та безпеки обробки конфіденційних даних, а також етичні аспекти використання персональних даних клієнтів і працівників [4].

Окрім цього, для транспортної компоненти важливими є узгодження цифровізації з державними пріоритетами розвитку транспортної системи та формування інституційних умов для впровадження сучасних технологій у логістиці.

Наукова коректність оцінювання ефекту штучного інтелекту в логістичних ланцюгах потребує ідентифікації трьох різних джерел результату: по-перше, власне технологічного ефекту (якість алгоритмів, швидкість обробки даних, автоматизовані рішення); по-друге, ефекту перепроєктування процесів і інформаційних систем (узгодження даних та інтеграція систем управління ресурсами підприємства, складом і перевезеннями – ERP/WMS/TMS); по-третє, ефекту масштабування після пілотного впровадження, коли з'являється економія на повторюваності рішень і стандартизації процедур. Практика міжфірмових порівнянь підтверджує, що найбільш придатними для такого розмежування є відносні показники (частки, індекси, темпи зміни), а також стандартизовані показники ефективності, синхронізовані з циклами планування продажів і операцій та інтегрованого бізнес-планування (S&OP/IBP). Для фіксації емпіричних орієнтирів і зовнішніх обмежень застосування сформовано узагальнення прикладів, поданих у табл. 1, де одночасно відображено технологічну продуктивність (склад), очікування дифузії рішень (ритейл) і регуляторні вимоги до відповідального застосування алгоритмів.





Таблиця 1

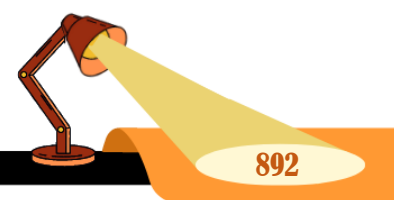
**Верифіковані практичні орієнтири впливу ШІ/роботизації на
логістичні процеси**

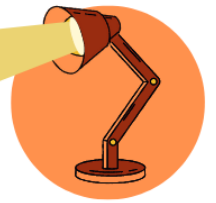
Напрямок застосування	Рішення/кейс	Квантифікований результат (що саме виміряно)	Інтерпретація для ланцюга постачання
Складування та розміщення запасів	Amazon: роботизована система Sequoia	Прискорення операцій ідентифікації та зберігання вхідних запасів до 75% відносно попереднього режиму	Результат проявляється через зростання пропускну здатності, скорочення внутрішньоскладських переміщень та зменшення затримок у пікові періоди
Інвестиційні наміри ритейлу щодо технологій ШІ	Опитування Honeywell (ритейл)	Близько 6 із 10 ритейлерів декларують намір запроваджувати технології штучного інтелекту, машинного навчання та комп'ютерного зору в короткому горизонті	Вказує на нормалізацію попиту на алгоритмічні рішення в управлінні запасами, складськими операціями та доставкою «останньої милі»
Нормативні вимоги до відповідального застосування ШІ	Рада Європи: Framework Convention on AI (CETS No. 225)	Міжнародний договір, що задає принципи узгодженості застосування систем ШІ з правами людини, демократією та верховенством права	Для логістики важливими є вимоги до прозорості, нагляду, підзвітності та відповідальності за наслідки алгоритмічних рішень у критичних процесах

Джерело: Побудовано авторами за даними [9-11]

Аналітична інтерпретація наведених орієнтирів дозволяє зробити три висновки. Перший висновок полягає в тому, що найбільший вимірюваний ефект виникає там, де ШІ поєднано з роботизацією та перебудовою операційної логіки складу: приріст швидкості вхідного зберігання є наслідком не лише алгоритмів, а й зміни організації потоків та способів адресації запасів. Другий висновок пов'язаний із ринковою дифузією: наміри більшості ритейлерів інвестувати у відповідні технології підвищують «порогові» вимоги до сервісу та точності планування, отже конкурентний тиск змінює базовий рівень очікувань до логістики. Третій висновок фіксує зовнішнє обмеження у вигляді вимог до підзвітності й прозорості алгоритмів, що поступово переходять із декларативної площини в площину управлінських процедур і внутрішнього контролю, особливо для процесів із підвищеним ризиком помилки.

Різноспрямованість факторів, відображених у табл. 1, пояснює високу варіативність результатів упровадження в компаніях із подібним профілем





діяльності: однакові за класом алгоритмічні рішення можуть давати різний економічний ефект через відмінності у якості даних, інтегрованості інформаційних систем і здатності масштабувати пілотні рішення без втрати керованості. Така неоднорідність потребує формалізації залежності між інтенсивністю застосування ІІ, якістю даних та економічними результатами ланцюга постачання, щоб перейти від опису прикладів до відтвореного інструментарію оцінювання ефективності, порівнянного між підприємствами та придатного для обґрунтування інвестиційних рішень. На цій основі доцільно ввести економіко-математичну модель сукупних логістичних витрат і вигоди, у якій технологічний компонент, процесна трансформація та масштабування відображаються як окремі параметри, а результат оцінюється через приведену вартість ефекту та порогові умови окупності.

Так, щоб уникнути описовості, ефект ІІ доцільно подати як функцію інтенсивності впровадження та якості даних, що дає змогу одночасно врахувати технологічний та організаційний контури.

Нехай сукупні логістичні витрати підприємства в періоді t :

$$TC_t = T_t + W_t + H_t + P_t + A_t,$$

де T_t — транспорт, W_t — склад, H_t — утримання запасів (capital carrying cost), P_t — втрати від дефіцитів/прострочень/штрафів (penalty/stockout), A_t — адміністративні витрати логістичного контуру.

Запровадимо:

- $a \in [0,1]$ — інтенсивність використання ІІ (від пілоту до повної інтеграції),
- $q \in [0,1]$ — індекс якості даних (повнота, актуальність, узгодженість між системами, частка «подій» у реальному часі).

Тоді редуцію витрат можна задати у мультиплікативному вигляді:

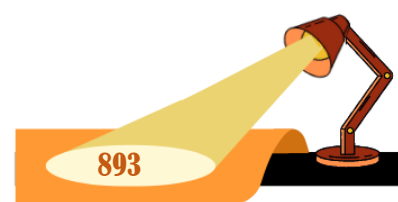
$$TC_t(a, q) = TC_t(0, q) \cdot (1 - \theta \cdot a^\alpha \cdot q^\beta) + I(a),$$

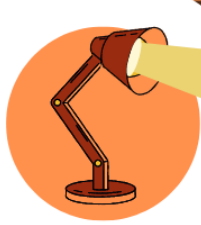
де θ — потенціал економії (технологічна межа), $\alpha > 0$ — ефект масштабування (нелінійність), $\beta > 0$ — «премія» за якість даних, $I(a)$ — приведені витрати інвестицій/підтримки (CAPEX+OPEX), що зростають із a .

Критерій доцільності (у NPV-логіці) для горизонту T :

$$NPV = \sum_{t=1}^T \frac{[TC_t(0, q) - TC_t(a, q)]}{(1+r)^t} - C_0 \geq 0,$$

де r — ставка дисконту, C_0 — первинні інвестиції (інтеграція, сенсори/роботи, кіберзахист, навчання персоналу).





Економічний зміст моделі важливий, адже ІІІ дає максимум ефекту не «сам по собі», а за умови високого q (дані) та значного a (масштабування), що пояснює, чому однакові алгоритми в різних компаніях демонструють різну результативність: «вузьким місцем» є не точність моделі, а інституційна спроможність процесів і даних.

Перехід від декларативного опису переваг ІІІ до науково верифікованого оцінювання результативності вимагає стандартизації набору показників, які (а) мають прямий зв'язок із цільовою функцією логістики, (б) відтворювано вимірюються в часі, (в) можуть бути зіставлені між підрозділами та компаніями, і (г) знімаються з корпоративних інформаційних систем без «ручного» конструювання. Саме тому класичні показники ефективності доцільно агрегувати у три базові виміри — вартість, час/надійність, запаси/сервіс — а потім доповнити їх двома «пояснювальними» вимірами: якість прогнозу та процесна дисципліна, які відображають, чи справді алгоритм формує кероване рішення, а не лише додає аналітичну візуалізацію. Відповідна структуризація подана у табл. 2, де кожен показник має формалізоване подання та прив'язаний до конкретного каналу впливу ІІІ, що мінімізує ризик підміни ефекту технології ефектом загальної цифровізації або ситуативних управлінських рішень.

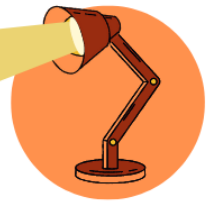
Таблиця 2

КРІ-матриця оцінювання ефективності впровадження ІІІ в логістиці

Контур	КРІ (приклад)	Формалізація (зразок)	Очікуваний канал впливу ІІІ
Вартість	Логістичні витрати	$LC = \frac{TC}{Revenue} \cdot 100\%$	Оптимізація маршрутизації, завантаження, автоматизація документообігу
Час/надійність	Своєчасність доставок (OTD)	$OTD = \frac{\text{вчасні доставки}}{\text{усі доставки}}$	Прогноз затримок, динамічне перепланування, моніторинг у реальному часі
Запаси	Оборотність запасів	$IT = \frac{COGS}{AvgInv}$	Точніший прогноз попиту, зменшення надлишків, баланс safety stock
Запаси/сервіс	Частка дефіцитів (stockout rate)	$SR = \frac{\text{випадки відсутності}}{\text{запити}}$	Прогнозування піків, перерозподіл запасів між складами
Якість прогнозу	MAPE	$(MAPE = \frac{1}{n} \sum \left \frac{F-A}{A} \right)$	
Процесна дисципліна	Частка ручних корекцій плану	$\% manual$	Зменшення суб'єктивності, підсилення data-driven планування

Джерело: Розроблено авторами





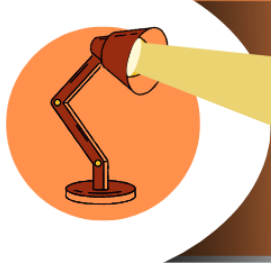
Вимір «вартість» репрезентує фінансову сторону логістики через відносний показник логістичних витрат $LC = \frac{TC}{Revenue} \cdot 100\%$, де ключовим є не абсолютний рівень витрат, а їхня частка в доході, що забезпечує коректність порівнянь за різних масштабів діяльності. Канал впливу ШІ тут найчастіше проходить через оптимізацію маршрутизації, підвищення коефіцієнта завантаження транспорту, скорочення порожніх пробігів, а також автоматизацію документальних операцій, які зменшують трансакційні витрати та помилки обліку. Показник придатний для моніторингу «до/після» як на рівні фірми, так і на рівні окремих логістичних кластерів (склад-регіон-канал збуту).

Вимір «час/надійність» концентрується на сервісній якості, оскільки логістика з економічної точки зору створює цінність через виконання обіцянки часу та місця. Показник своєчасності доставок $OTD = \frac{\text{вчасні доставки}}{\text{усі доставки}}$ є прямою метрикою надійності, а ШІ впливає на нього через прогноз затримок, динамічне перепланування рейсів і виявлення відхилень у реальному часі. Важливо, що для транспортної логістики OTD є «верхньорівневою» метрикою, здатною інтегрувати ефекти як планування маршрутів, так і диспетчерського контролю та операцій складу, оскільки навіть невеликі затримки на відборі/сортуванні транслюються у зриви часових вікон доставки.

Вимір «запаси/сервіс» відображає структурну дилему логістики: мінімізація запасів підвищує ефективність капіталу, але підвищує ризик дефіциту; навпаки, збільшення запасів зменшує дефіцити, але підвищує витрати утримання. Показник оборотності запасів $IT = \frac{COGS}{AvgInv}$ показує інтенсивність обігу товарного капіталу, тоді як частка дефіцитів $SR = \frac{\text{випадки відсутності}}{\text{запити}}$ фіксує втрати сервісу та потенційний недоотриманий дохід. ШІ впливає на ці метрики через точніший прогноз попиту, динамічну оцінку страхового запасу, перерозподіл запасів між складами/магазинами та раннє виявлення ризику дефіцитів у пікові періоди. У ритейлі поєднання IT і SR є особливо інформативним, бо дозволяє відрізнити «економію на запасах» від «економії ціною втрати продажів».

Окремі рядки табл. 2 формують «діагностичний шар» оцінювання. Показник $MARE$ як метрика помилки прогнозу є важливим, оскільки дає можливість відокремити реальний ефект алгоритмічного прогнозування від випадкових коливань попиту; без контролю якості прогнозу зниження запасів може бути наслідком адміністративного скорочення, а не інтелектуального планування. Показник частки ручних корекцій (manual adjustments) відображає процесну дисципліну та рівень довіри до моделі: надмірна частка ручних втручань свідчить або про низьку релевантність моделі, або про слабку інтеграцію результатів прогнозування в управлінський цикл. Таким чином табл. 2 задає логіку «причина-механізм-результат», що підвищує наукову валідність висновків.





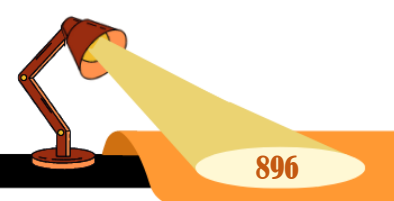
Для українського контексту, з урахуванням воєнних ризиків і структурної невизначеності логістичних коридорів, обґрунтовано доповнити матрицю двома «стрес»-показниками: стійкістю маршруту/хабу (частота перебудови маршрутів при ризикових подіях, що відображає адаптивність системи) та кіберстійкістю (час відновлення/MTTR для логістичних IT-вимірів), оскільки збої цифрової інфраструктури або різкі зміни доступності маршрутів у таких умовах мають прямий економічний ефект і можуть нівелювати вигоди від оптимізації. Уведення цих двох показників переводить оцінювання з «ефективності за нормальних умов» до оцінювання ефективності в режимі стресу, що є методологічно адекватним для сучасної української логістики.

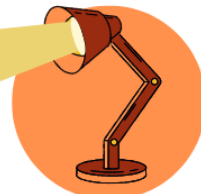
Впровадження технологій штучного інтелекту в логістичних ланцюгах потрібно розглядати не лише як технологічну інновацію, але й як зміну структури ризиків і відповідальності в операційній системі підприємства, де алгоритми починають впливати на маршрутизацію, політику запасів, пріоритизацію замовлень, а отже — на витрати, сервіс і репутаційний капітал. За таких умов оцінювання результативності без одночасного аналізу ризиків є методологічно неповним, оскільки фактичний ефект ШІ може бути нівельований не похибкою моделі, а збоями інтеграції даних, кіберінцидентами, організаційним опором чи регуляторними обмеженнями. Логістична практика підтверджує, що найбільш витратними стають саме збої критичних цифрових контурів, а не «недоотримана оптимізація», тому ризик-матриця має бути інтегрованою частиною дизайну впровадження, а не постфактум коментарем. Саме з цією метою сформовано табл. 3, яка систематизує ключові групи ризиків ШІ-проектів у логістиці та відповідні управлінські контрзаходи, придатні для ритейлу й транспортної логістики в українських умовах.

Таблиця 3

Матриця ризиків і контрзаходів при впровадженні ШІ в управлінні логістичними ланцюгами

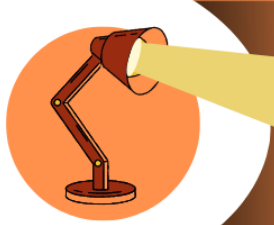
Група ризику	Типова причина виникнення	Економічний наслідок для ланцюга постачання	Контрзахід (управлінський дизайн і процедури)
Дані та інтеграція	Розрізнені ERP/WMS/TMS, відсутність єдиних довідників, дублікати номенклатури, неповні/застарілі записи, різні правила фіксації подій	Похибки прогнозів і планів, хибні рекомендації щодо запасів і маршрутів, локальні оптимізації з глобальним погіршенням, зростання штрафів за зриви постачань	Політика управління даними, єдині довідники й правила подій, контроль якості даних (DQ), інтеграція через API, відповідальні ролі власника даних та власника процесу





Група ризику	Типова причина виникнення	Економічний наслідок для ланцюга постачання	Контрзахід (управлінський дизайн і процедури)
Кібербезпека логістичних систем	Розширення «поверхні атаки» через сенсори, роботизацію, хмарні сервіси, зовнішні інтеграції; слабкі права доступу; відсутність сегментації мережі	Зупинка складу/доставки, втрати від простою і зриву сервісу, компрометація комерційних даних (маршрути, ціни, клієнти), репутаційний збиток	Модель «нульової довіри», сегментація ІТ/операційних систем, журналювання доступів, резервування критичних контурів, регулярне тестування стійкості, план відновлення та навчання персоналу
Непрозорість алгоритмів і низька довіра	Складні моделі без пояснюваності, відсутність інтерпретації рекомендацій, слабка верифікація, нерозуміння обмежень моделі користувачами	Ручне ігнорування рекомендацій, зростання частки ручних корекцій планів, «подвійне управління», втрата ефекту масштабування, конфлікти відповідальності	Пояснюваність для критичних рішень, регламент «людина ухвалює остаточно» для високоризикових операцій, протоколи верифікації, навчання користувачів, порогові правила втручання
Організаційний опір і кадровий дефіцит	Страх втрати робочих місць, збереження старих ролей і мотивацій, нестача компетенцій аналітики даних, відсутність власника змін	Низьке фактичне використання системи, провал пілоту, уповільнення переходу до операційного ефекту, додаткові витрати на підтримку «старого» та «нового» контурів одночасно	Управління змінами: карта ролей і компетенцій, перепідготовка, адаптація КРІ, внутрішні команди «центр компетенцій», комунікація вигод і меж застосування, залучення ключових користувачів до налаштування
Інвестиційний ризик і переоцінка ефекту	Завищені очікування, відсутність базової лінії порівняння, невірно визначені метрики, недооцінка витрат на інтеграцію та супровід	Від'ємна окупність, «заморожені» цифрові активи, відмова від масштабування, втрата часу й капіталу	Пілот з контрольним сегментом, формалізований розрахунок NPV/ROI, поетапне масштабування, оцінювання витрат життєвого циклу (TCO), «портфель» ініціатив із різним горизонтом ефекту
Правові та етичні ризики	Неврегульованість відповідальності за алгоритмічні рішення, обробка	Судові й регуляторні втрати, заборона/обмеження застосування,	Політика відповідального застосування ШІ, аудит моделей і даних,





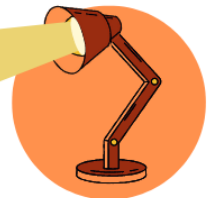
Група ризику	Типова причина виникнення	Економічний наслідок для ланцюга постачання	Контрзахід (управлінський дизайн і процедури)
	персональних даних клієнтів і працівників без достатніх процедур, використання зовнішніх моделей без аудиту	підвищення транзакційних витрат через комплаєнс, зниження довіри клієнтів	мінімізація персональних даних, правила зберігання/видалення, журналювання рішень, призначення відповідальних за ризику та відповідність
Ризик якості виконання в «польових» умовах	Нестабільність інфраструктури, непередбачувані збої логістичних коридорів, зміни доступності складів/хабів, обмеження комунікацій	Падіння своєчасності доставок, збільшення витрат «аварійної логістики», зниження рівня сервісу, зростання дефіцитів	Сценарне планування й резервні маршрути, стрес-тестування ланцюга постачання, сценарні регламенти реагування для форс-мажорів, резервні потужності, гнучке перепланування та моніторинг у реальному часі

Джерело: Побудовано авторами на основі [10-14]

Побудова табл. 3 спирається на причинно-наслідкову логіку «джерело ризику – механізм прояву – економічний наслідок – контрзахід», що забезпечує її прикладну валідність: таблиця може використовуватися як чек-лист управління проектом (на етапі підготовки), як основа вимог до архітектури даних та кіберзахисту (на етапі реалізації) і як каркас моніторингу стійкості (на етапі масштабування). Найсуттєвіший аналітичний висновок полягає в тому, що для досягнення стабільного ефекту від ШІ «технічної достатності» моделі недостатньо: критичними стають інституційні умови – зрілість даних, дисципліна процесів, режим відповідальності за рішення та здатність компанії відновлювати працездатність цифрових контурів у разі збоїв. Логіка табл. 3 також створює природний міст до кількісного оцінювання, де кожна група ризику може бути пов'язана з конкретними показниками результативності та стійкості (своєчасність доставок, частка дефіцитів, частка ручних корекцій, час відновлення), що уможливорює подальше формалізоване моделювання ефекту ШІ з урахуванням ризиків та обмежень.

Підсумовуючи можна стверджувати, що впровадження технологій штучного інтелекту в управлінні логістичними ланцюгами ритейлу та транспорту слід трактувати як інституційно-технологічну трансформацію, у якій економічний результат виникає на перетині алгоритмічної якості, процесного перепроекту-





вання та здатності масштабувати рішення без втрати керованості. Емпіричні орієнтири та узагальнені практичні кейси засвідчують потенціал істотного скорочення часових і витратних витрат, підвищення надійності сервісу та зниження ризику дефіцитів, однак відтворюваність ефекту визначається зрілістю даних, інтегрованістю ERP/WMS/TMS-контурів, дисципліною управлінського циклу та готовністю персоналу працювати у режимі рішень, підсиленних моделями. Для України критичним стає доповнення класичного «ефективного» оцінювання вимірами стійкості до шоків і цифрових збоїв, оскільки воєнні ризики, нестабільність логістичних коридорів та кіберзагрози здатні нівелювати вигоди оптимізації, якщо не закладені в дизайн проекту з етапу пілотування.

Висновки. Штучний інтелект у логістиці забезпечує приріст результативності насамперед через підвищення якості прогнозних оцінок і оперативності рішень, а не лише через автоматизацію окремих операцій; найбільший ефект спостерігається там, де алгоритми поєднані з роботизацією та перебудовою потоків, адресації запасів і диспетчеризації.

Науково коректне оцінювання впливу ІІІ потребує розмежування трьох джерел результату: алгоритмічного ефекту, ефекту процесного редизайну інформаційних контурів і ефекту масштабування після пілоту; ігнорування цього розмежування створює ризик хибних висновків щодо окупності інвестицій.

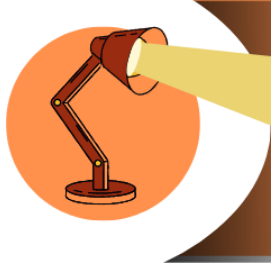
Для міжфірмових порівнянь найбільш репрезентативними є відносні та стандартизовані показники, прив'язані до циклів планування продажів і операцій та інтегрованого бізнес-планування; групування КРІ у контури «вартість», «час/надійність», «запаси/сервіс» із додаванням метрик якості прогнозу і процесної дисципліни підвищує валідність висновків і дозволяє відрізнити технологічний ефект від адміністративних скорочень.

Умови України зумовлюють необхідність розширення оцінювання двома «стрес»-вимірами — стійкістю логістичних маршрутів/хабів і кіберстійкістю цифрових контурів, оскільки ці параметри мають прямий економічний ефект і визначають фактичну реалізованість переваг ІІІ в режимі підвищеної невизначеності.

Економіко-математичне подання ефекту ІІІ як функції інтенсивності впровадження та якості даних формалізує умови досягнення результату і пояснює варіативність практичних ефектів у компаній зі схожим профілем: «вузьким місцем» часто виступає не точність моделей, а інституційна спроможність даних і процесів.

Практична реалізація ІІІ-проектів у ритейлі та транспорті має будуватися на поетапному масштабуванні, наявності контрольної базової лінії, формалізованому розрахунку окупності та інтегрованій матриці ризиків і контрзаходів; такий підхід знижує ймовірність «цифрових активів без ефекту» і підвищує відтворюваність економічних результатів.

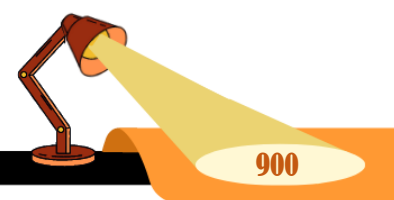


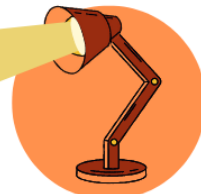


Перспективи подальших наукових досліджень полягають у побудові панельних економетричних і імітаційних моделей, що ідентифікують причинний ефект ІІ на витрати, сервіс і стійкість логістичних ланцюгів із явним розмежуванням алгоритмічного впливу, процесного редизайну та масштабування на даних українських компаній ритейлу й транспорту.

Література:

1. Круковська О. В., Кондрат О. В., Стрельченко Н. М. Інноваційні тенденції у логістиці: від автоматизації до штучного інтелекту. *Актуальні питання у сучасній науці*. 2024. № 6(24). URL: [https://doi.org/10.52058/2786-6300-2024-6\(24\)-94-105](https://doi.org/10.52058/2786-6300-2024-6(24)-94-105).
2. Кучкова О. В., Живцов В. О. Штучний інтелект як рушій цифрової трансформації в логістиці: оптимізація ланцюгів постачання майбутнього. *Молодий вчений*. 2025. № 4(135). URL: <https://doi.org/10.32839/2304-5809/2025-4-135-3>.
3. Марінов Є. А. Інноваційні технології у транспортній логістиці: економічний потенціал і виклики впровадження. *Академічні візії*. 2024. Вип. 30. С. 1-14. doi:10.5281/zenodo.13846667.
4. Медведєв Є. П., Попова Ю. М., Коваленко М. М. Інноваційні технології штучного інтелекту в управлінні логістикою соціальних підприємств. *Економіка та суспільство*. 2023. Вип. 56. URL: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2023-56-53>.
5. Culot, G., Podrecca, M., Nassimbeni, G. Artificial intelligence in supply chain management: A systematic literature review of empirical studies and research directions. *Computers in Industry*. 2024. Vol. 162. Article 104132. doi:10.1016/j.compind.2024.104132.
6. Bhattacharya, S., Govindan, K., Ghosh Dastidar, S., Sharma, P. Applications of artificial intelligence in closed-loop supply chains: Systematic literature review and future research agenda. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*. 2024. Vol. 184. Article 103455. doi:10.1016/j.tre.2024.103455.
7. Ivanov, D. Intelligent digital twin (iDT) for supply chain stress-testing, resilience, and viability. *International Journal of Production Economics*. 2023. Vol. 263. Article 108938. doi:10.1016/j.ijpe.2023.108938.
8. Jackson, I., Ivanov, D., Dolgui, A., Namdar, J. Generative artificial intelligence in supply chain and operations management: a capability-based framework for analysis and implementation. *International Journal of Production Research*. 2024. Vol. 62(17). P. 6120–6145. doi:10.1080/00207543.2024.2309309.
9. Amazon introduces new robotics solutions to make fulfillment faster and safer: Sequoia, Digit, and more. About Amazon (corporate news), 18 Oct. 2023. URL : <https://www.aboutamazon.com/news/operations/amazon-introduces-new-robotics-solutions-to-make-fulfillment-faster-and-safer-sequoia-digit>.
10. Honeywell Research Indicates Artificial Intelligence Will Shape Global Retail Over the Next 12 Months. Honeywell Press Release, 15 Aug. 2023. URL : <https://www.honeywell.com/us/en/press/2023/08/honeywell-research-indicates-artificial-intelligence-will-shape-global-retail-over-the-next-12-months>.
11. Council of Europe Framework Convention on Artificial Intelligence and Human Rights, Democracy and the Rule of Law (CETS No. 225). Vilnius, 5.IX.2024. URL : <https://rm.coe.int/1680bbdb12>.
12. *The NIST Cybersecurity Framework (CSF) 2.0*: NIST Cybersecurity White Papers, CSWP 29/ National Institute of Standards and Technology, 26 Feb. 2024 : URL : <https://nvlpubs.nist.gov/nistpubs/CSWP/NIST.CSWP.29.pdf?>.





13. Про схвалення Концепції розвитку штучного інтелекту в Україні : розпорядження Кабінету Міністрів України від 02.12.2020 № 1556-р // База даних «Законодавство України». URL : <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/1556-2020-%D1%80#Text>.

14. Біла книга з регулювання штучного інтелекту в Україні. Міністерство цифрової трансформації України. Київ, 2024. 64 с. URL : <https://thedigital.gov.ua/white-paper-ai>.

References:

1. Krukovska, O. V., Kondrat, O. V., & Strelchenko, N. M. (2024). Innovatsiini tendentsii u lohistytsi: vid avtomatyzatsii do shtuchnoho intelektu [Innovative trends in logistics: from automation to artificial intelligence]. *Aktualni pytannia u suchasni nauki – Current Issues in Modern Science*, 6(24), 94–105. [https://doi.org/10.52058/2786-6300-2024-6\(24\)-94-105](https://doi.org/10.52058/2786-6300-2024-6(24)-94-105) [in Ukrainian].

2. Kuchkova, O. V., & Zhyvtsov, V. O. (2025). Shtuchnyi intelekt yak rushii tsyfrovoy transformatsii v lohistytsi: optymizatsiia lantsiuhiv postachannia maibutnoho [Artificial intelligence as a driver of digital transformation in logistics: optimization of future supply chains]. *Molodyi vchenyi – Young Scientist*, 4(135). <https://doi.org/10.32839/2304-5809/2025-4-135-3> [in Ukrainian].

3. Marinov, Ye. A. (2024). Innovatsiini tekhnologii u transportni lohistytsi: ekonomichniy potentsial i vyklyky vprovadzhennia [Innovative technologies in transport logistics: economic potential and implementation challenges]. *Akademichni vizii – Academic Visions*, 30, 1–14. <https://doi.org/10.5281/zenodo.13846667> [in Ukrainian].

4. Medvediev, Ye. P., Popova, Yu. M., & Kovalenko, M. M. (2023). Innovatsiini tekhnologii shtuchnoho intelektu v upravlinni lohistykoiu sotsialnykh pidpriemstv [Innovative artificial intelligence technologies in logistics management of social enterprises]. *Ekonomika ta suspilstvo – Economy and Society*, 56. <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2023-56-53> [in Ukrainian].

5. Culot, G., Podrecca, M., & Nassimbeni, G. (2024). Artificial intelligence in supply chain management: A systematic literature review of empirical studies and research directions. *Computers in Industry*, 162, 104132. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2024.104132> [in English].

6. Bhattacharya, S., Govindan, K., Ghosh Dastidar, S., & Sharma, P. (2024). Applications of artificial intelligence in closed-loop supply chains: Systematic literature review and future research agenda. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 184, 103455. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2024.103455> [in English].

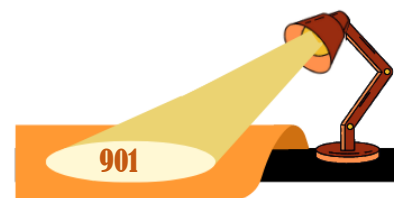
7. Ivanov, D. (2023). Intelligent digital twin (iDT) for supply chain stress-testing, resilience, and viability. *International Journal of Production Economics*, 263, 108938. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2023.108938> [in English].

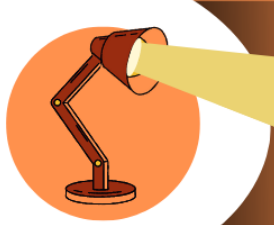
8. Jackson, I., Ivanov, D., Dolgui, A., & Namdar, J. (2024). Generative artificial intelligence in supply chain and operations management: A capability-based framework for analysis and implementation. *International Journal of Production Research*, 62(17), 6120–6145. <https://doi.org/10.1080/00207543.2024.2309309> [in English].

9. Amazon. (2023, October 18). *Amazon introduces new robotics solutions to make fulfillment faster and safer: Sequoia, Digit, and more*. Retrieved from <https://www.aboutamazon.com/news/operations/amazon-introduces-new-robotics-solutions-to-make-fulfillment-faster-and-safer-sequoia-digit> [in English].

10. Honeywell. (2023, August 15). *Honeywell research indicates artificial intelligence will shape global retail over the next 12 months*. Retrieved from <https://www.honeywell.com/us/en/press/2023/08/honeywell-research-indicates-artificial-intelligence-will-shape-global-retail-over-the-next-12-months> [in English].

11. Council of Europe. (2024, September 5). *Framework Convention on Artificial Intelligence and Human Rights, Democracy and the Rule of Law (CETS No. 225)*. Vilnius. Retrieved from <https://rm.coe.int/1680bbdb12> [in English].





12. National Institute of Standards and Technology. (2024, February 26). *The NIST Cybersecurity Framework (CSF) 2.0* (NIST Cybersecurity White Papers, CSWP 29). Retrieved from <https://nvlpubs.nist.gov/nistpubs/CSWP/NIST.CSWP.29.pdf> [in English].

13. Kabinet Ministriv Ukrainy. (2020, December 2). Pro skhvalennia Kontseptsii rozvytku shtuchnoho intelektu v Ukraini: Rozporiadzhennia № 1556-r [On approval of the Concept for the development of artificial intelligence in Ukraine: Order No. 1556-r]. Retrieved from <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/1556-2020-%D1%80#Text> [in Ukrainian].

14. Ministerstvo tsyfrovoi transformatsii Ukrainy. (2024). *Bila knyha z rehuliuвання shtuchnoho intelektu v Ukraini* [White paper on artificial intelligence regulation in Ukraine]. Kyiv. Retrieved from <https://thedigital.gov.ua/white-paper-ai> [in Ukrainian].

