



Фінанси, банківська справа та страхування

УДК 004.8:005.311:336.6

DOI <https://doi.org/10.5281/zenodo.17215456>

Використання ШІ для створення нових метрик ефективності та їх вплив на управлінські рішення

Тетер Наталія

Фінансовий директор

ТОВ «Дніпропетровський завод бурового обладнання»,

власник ТОВ «ТД ДЗБО», Алмати, Казахстан

Прийнято: 14.09.2025 | Опубліковано: 27.09.2025

Анотація: У статті досліджується проблема «метричного розриву», що виникає в сучасних організаціях через використання застарілих лінійних КРІ, які не відображають швидкість і складність цифрової економіки. Актуальність дослідження підтверджується результатами глобального опитування, які показують, що 60% керівників вважають наявні метрики непридатними до сучасних реалій, проте лише третина компаній застосовує рішення на основі штучного інтелекту для їх оновлення. Метою дослідження є аналіз шляхів створення нових, «розумних» та ефективних показників на основі алгоритмів штучного інтелекту, а також оцінка їхнього впливу на процес ухвалення управлінських рішень. Наукова новизна полягає у запропонованому поділі «розумних» показників на пояснювальні, прогностичні та рекомендаційні, а також у розробленні п'ятипетльового правила інтеграції ШІ-метрик у бізнес із забезпеченням прозорості та відповідальності. Методологічна основа включає синтез кількісних даних глобального опитування, результати галузевих досліджень McKinsey, систематичний огляд теоретичних підходів та контент-



аналіз практичних кейсів компаній Wayfair, Siemens і ESG-ініціатив. Основні результати показують, що алгоритмічна реконцептуалізація метрик за допомогою data mining, process mining та цифрових двійників трансформує показники з відстаючих вимірів у активні прогностичні механізми, що в середньому забезпечує триразове зростання EBIT та скорочення реакційного вікна щонайменше на чверть. Водночас значно зростаюча складність системи вимагає посилення процедур пояснюваності (SHAP/LIME), міжфункціонального управління та наявності «червоної кнопки» ручного відкату ризиків. Запропонований п'ятипетльовий фреймворк охоплює міжфункціональний KPI-комітет, матрицю зрілості AI-Governance, подвійний сертифікаційний контроль метрик, пілотне впровадження через цифрових двійників і інтеграцію ESG-циклів. Стаття буде корисною для керівників, аналітиків та розробників корпоративних AI-рішень, які займаються оптимізацією систем показників і підвищенням якості управлінських рішень.

Ключові слова: штучний інтелект, KPI, показники ефективності, прогностичні індикатори, цифрові двійники, AI-Governance, ESG, управлінські рішення.

Use of AI for the creation of new efficiency metrics and their impact on managerial decision-making

Teter Nataliia

Financial Director

of Dnepropetrovsk Drilling Equipment Plant LLC,

owner of TD DZBO LLP, Alma Ata, Kazakhstan

Abstract: This article examines the problem of the metric gap that arises in modern organizations due to the use of outdated linear KPIs, which fail to reflect the speed and complexity of the digital economy. The relevance of the study is



substantiated by the results of a global survey, which show that 60% of executives consider their current metrics inapplicable to contemporary realities, yet only one-third of companies implement AI solutions for their renewal. This study aims to examine ways for creating new, clever, effective measures from artificial intelligence formulas and to judge their effect on the management's decision-making. The newness of the research rests in the offered sorting of smart signs into explaining, predicting, and advising kinds as well as in the making of a five-loop rule for joining AI-based measures into business while keeping openness and responsibility. The methodological foundation relies on the synthesis of quantitative data from a global survey, results of McKinsey industry studies, a systematic review of theoretical approaches, and content analysis of practical cases from Wayfair, Siemens, and ESG initiatives. The main findings demonstrate that algorithmic reconceptualization of metrics through data mining, process mining, and digital twins transforms indicators from lagging measurements into active predictive mechanisms, resulting on average in a threefold increase in EBIT and a reduction of the reaction window by at least one quarter. Simultaneously, the greatly heightened complexity of the system demands very tight explainability procedures (SHAP/LIME), cross-functional governance, and a manual rollback risk red button. The suggested five-loop framework includes a cross-functional KPI committee, an AI-Governance maturity matrix, double certification of metrics, pilot-to-rollout via digital twins, and integration of ESG loops. The article will be useful for executives, analysts, and developers of corporate AI solutions engaged in optimizing indicator systems and improving the quality of managerial decisions.

Keywords: artificial intelligence, KPI, performance metrics, predictive indicators, digital twins, AI-Governance, ESG, managerial decisions.

Постановка проблеми. У цифровій економіці, де вартість компанії дедалі більше визначається нематеріальними активами та швидкістю реагування на події, більшість організацій продовжує оцінювати ефективність за допомогою «конвеєрних» KPI, розроблених для лінійних процесів минулого століття.



Недавнє глобальне дослідження [1], що охопило понад 3000 керівників, показало: 60% топменеджерів вважають наявні метрики непридатними до сучасних реалій, проте лише 34% компаній уже застосовують штучний інтелект для їх переосмислення; водночас 90% тих, хто впровадив AI-підходи, відзначають відчутне покращення результативності. Такий розрив між усвідомленням проблеми та практичними діями формує «метричний розрив», який може загрожувати стратегічній стійкості бізнесу.

Штучний інтелект не лише автоматизує збір даних, а й докорінно переосмислює саму природу вимірювання ефективності. Алгоритми машинного навчання виявляють нелінійні залежності, будують цифрові двійники процесів і формують прогностичні, а подекуди й прескриптивні індикатори, які сигналізують про ризики ще до їх матеріалізації. Масштаб упровадження технологій швидко зростає: за даними дослідження McKinsey, 65% організацій уже регулярно застосовують генеративний ШІ хоча б в одній бізнес-функції – майже удвічі більше, ніж рік тому [2]. Компанії, які алгоритмічно переосмислюють KPI, у три рази частіше досягають фінансових результатів, порівняно з тими, що цього не роблять [1], що підкреслює управлінський потенціал «розумних» метрик як джерела конкурентної переваги, а не лише інструмента контролю.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Актуальність досліджень на перетині штучного інтелекту та цифрових двійників підтверджується низкою систематичних оглядів і прикладних робіт. Так, Т. Крузер (T. Kreuzer) та співавтори показали, що більшість публікацій концентруються на реалізації AI-компоненти, тоді як аспекти моделювання віртуально-фізичного зв'язку залишаються недоопрацьованими [3]. У розвиток цієї проблематики Д. Алфаро-Вікес (D. Alfaro-Viquez) з колегами виокремили три ключові виміри застосування цифрових двійників – операторський, процесний і продуктовий – наголошуючи на їхньому потенціалі у формуванні концепції Industry 5.0 [4]. У контексті виробничих практик Ф. Псароматіс (F. Psarommatis) та Дж. Мей



(G. May) обґрунтували необхідність стандартизованої методології проектування DT для реалізації концепції zero-defect manufacturing [5], що узгоджується з висновками А. Майер (A. Mayer) та співавторми, які довели, що поєднання DT, XR і AI скорочує час реконфігурації систем та покращує взаємодію «людина-машина» [6]. Подібний вектор підтвердили С. Чен (S. Chen) з колегами, які описали виклики масштабування AI-орієнтованих DT у технічному обслуговуванні й запропонували п'ятишарову рамку для подолання розриву між науковими розробками та промисловою практикою [7]. Не менш значним є внесок у дослідження управління ланцюгами постачання. К. Калабукас (K. Kalaboukas) з колегами розробили рамку управління когнітивними цифровими двійниками, що поєднує бізнес, екологічний та технологічний аспекти задля стійкості supply chain [8]. Концепцію Industry 5.0 у логістиці емпірично підтвердили Н. Гхаг (N. Ghag) з колегами, які визначили ключові фактори ефективності – клієнтоорієнтованість, управління ризиками та гнучкість [9]. Ці висновки перегукуються з результатами С. Ву (X. Wu) з співавторами, які довели, що впровадження блокчейн-технологій у supply chain може створювати win-win ефекти для бізнесу й суспільства, особливо за умов дефектності продукції [10]. Медичний напрям представлений роботою С. Рахімі (S. Rahimi) та співавторами, які запропонували DECIDE-Twin framework як методичну основу для використання AI-посилених цифрових двійників у клінічному ухваленні рішень [11]. У свою чергу, К. Кобаяші (K. Kobayashi) та С. Алам (S. Alam) наголосили на важливості пояснюваного та інтерпретованого ШІ у прогнозуванні залишкового ресурсу обладнання, що підвищує довіру до цифрових двійників у критичних сферах [12]. У сфері управління та маркетингу також простежується активний розвиток. Й. Горнік (J. Hornik) та М. Рахамім (M. Rachamim) запропонували концепт consumer digital twins для інтеграції даних поведінки клієнтів та оптимізації клієнтського досвіду [13]. Ю. Секакі (Y. Sekaki) з колегами на основі бібліометричного аналізу показали, що у 2021–2025 рр. дослідження AI у менеджменті змістили акценти від технічних аспектів



до питань сталості, цифрової трансформації та підтримки рішень [14]. Аналогічний акцент на модернізації виявлено й в агросекторі: П. Абейсірівардана (P. Abeysiriwardana) з колегами обґрунтували потребу впровадження AI-орієнтованих KPI для комерційного сільського господарства, що сприяє ефективній комерціалізації досліджень і досягненню SDG [15]. Окремий пласт стосується транспортних та екологічних сфер. К. Спандонідіс (C. Spandonidis) з співавторами розробили ML-фреймворк для управління продуктивністю суден у реальному часі, що поєднує екологічні вимоги та економічну ефективність [16]. У цьому ж контексті Т. Хабіб (T. Habib) та співавтори дослідили інтеграцію сталості, гнучких виробничих систем і принципів Industry 4.0, запропонувавши метод модульної архітектури продукту на прикладі 3D-принтера та електричної зубної щітки, який дозволяє узгоджувати продуктово-процесні зв'язки та формувати стійкі гнучкі виробничі системи [17].

Узагальнення вищезгаданих підходів дозволяє стверджувати, що AI-посилені KPI й цифрові двійники утворюють міжгалузевий тренд, спрямований на підвищення точності вимірювань, прозорості та стійкості управлінських рішень.

Виділення невирішених раніше частин загальної проблеми. Попри широкий спектр проведених досліджень, залишаються невирішеними питання інтеграції «розумних» KPI у систему корпоративного управління, зокрема забезпечення їхньої пояснюваності, уникнення надмірної складності та запобігання ризикам неконтрольованої автоматизації. Наше дослідження спрямоване на розкриття механізмів алгоритмічної трансформації традиційних показників у прогностичні й прескриптивні індикатори, а також на визначення умов, за яких ці індикатори підвищують якість управлінських рішень. Практична цінність роботи полягає у формуванні рамки корпоративного управління метриками, яка дозволяє поєднати інноваційність AI-рішень із прозорістю та відповідальністю перед стейкхолдерами.



Формулювання цілей статті (постановка завдання). Метою статті є дослідження того, як штучний інтелект сприяє формуванню нових метрик ефективності, впливає на процес ухвалення управлінських рішень і водночас зумовлює потребу у створенні системи управління для інтеграції «розумних» KPI у корпоративну практику без втрати прозорості та етичної відповідальності.

Виклад основного матеріалу дослідження. У центрі дослідження перебуває проблема переосмислення системи показників ефективності в умовах цифрової економіки. Перехід від класичних KPI до «розумних» індикаторів потребує не лише технологічного забезпечення, а й комплексного теоретичного, емпіричного та нормативного обґрунтування. Саме тому для побудови аргументації було використано різноманітну джерельну базу, що охоплює результати опитувань, галузеві дослідження, теоретичні розробки та практичні кейси трансформації метрик. Дослідження ґрунтується на трьох групах джерел: кількісні дані глобального опитування понад 3000 керівників, що відображають їхні погляди на метрики та впровадження штучного інтелекту [1]; результати галузевих досліджень McKinsey, які демонструють темпи зростання використання генеративного ШІ та його вплив на ефективність компаній [2]; ключові теоретичні й емпіричні праці, що розкривають обмеження класичних KPI (парадокс «інформація–дія» [18], випадки викривлених стимулів [19], закон Гудхарта [20]).

Систематичний огляд робіт, присвячених класифікації «розумних» метрик на описові, прогностичні та прескриптивні, запропонованій авторами глобального опитування [1], став теоретичною основою дослідження. Ця концептуальна рамка дала змогу виявити основні атрибути нових індикаторів – адаптивність, нелінійність вимірювання та здатність формувати рекомендації ще до фактичних відхилень від цільових значень. Методологічна частина містить контент-аналіз реальних прикладів трансформації KPI за допомогою алгоритмів. Кейс Wayfair щодо заміни метрик продажів втрачених товарів на показники категорійного рівня продемонстрував, як data mining та інженерія ознак дають



змогу виявити приховані моделі поведінки користувачів і підвищити точність рекомендацій [1]. Аналіз застосування process mining на платформі Celonis для компанії Siemens показав 50% скорочення кількості кроків у процесі погодження Purchase-to-Pay і впровадження нових вузлових метрик для безперервного моніторингу «вузьких місць» [21]. ESG-метрики були оцінені на основі вимог CSRD та інструментарію Code Carbon, який дозволяє кількісно відстежувати вуглецевий слід ІТ-активностей [22, 23].

Для глибшого розуміння впливу регуляторних рамок було проведено систематичний огляд: Директиви ЄС CSRD [22], Акту ЄС про штучний інтелект, що встановлює вимоги пояснюваності та принцип «людина в контурі» для високоризикових систем [24], а також Керівних принципів щодо надійного ШІ [25]. Аналіз правових норм було доповнено кейсом компанії Knight Capital, який ілюструє операційні ризики неконтрольованої автоматизації рішень [26], та оцінкою підходів із Harvard Business Review щодо балансування інновацій та ризику [27].

На основі виявлених практик і нормативів було розроблено методологію формування рамкової системи управління, що охоплює п'ять петель: міжфункціональне управління KPI (приклади Mesh AI ініціатив у Mayo Clinic та Barclays [28]); матрицю зрілості AI-Governance від Deloitte [29]; процедуру подвійної сертифікації метрик за допомогою SHAP/LIME та спеціального комітету з управління [30]; підхід «пілот–масштабування» із використанням цифрових двійників у тестовому середовищі [31]; інтеграцію ESG-циклів та наявність «червоної кнопки» ручного відкату для екстреного втручання.

Традиційні KPI були розроблені для лінійних, відносно ізольованих процесів, а тому демонструють низьку ефективність у сучасних мережових та багаторівневих бізнес-системах. Ще однією системною слабкістю класичних показників є часовий лаг. Більшість метрик, що використовуються на практиці, належать до категорії відстаючих індикаторів: вони фіксують наслідки тоді, коли вікно для оперативного втручання вже закрито. Harvard Business Review описує



це як парадокс «інформація–дія»: дані стають переконливими лише тоді, коли реагувати запізно [18]. У результаті управлінські рішення приймаються, спираючись на «дзеркало минулого», що гальмує адаптацію; саме тому спільноти, орієнтовані на продукт і аналітику, дедалі активніше закликають зміщувати акцент на випереджальні індикатори, які дозволяють прогнозувати відхилення, а не лише констатувати їх постфактум.

Нарешті, будь-яка метрика змінює людську поведінку, і саме тут проявляється закон Гудхарта. Щойно показник стає ціллю, він втрачає об'єктивність і стимулює викривлені стимули. Яскравим прикладом є випадок із Wells Fargo: прагнучи підвищити середню кількість продуктів на одного клієнта, банк прив'язав бонуси до кількості відкритих рахунків, і за п'ять років співробітники створили 3,5 млн фіктивних рахунків, що призвело до штрафів на суму 3 млрд доларів США та падіння довіри до бренду [19]. Той самий механізм ілюструє «ефект кобри»: колоніальна адміністрація Делі виплачувала винагороду за вбитих змій, мешканці почали розводити кобр заради премій, а після скасування програми випустили їх, що спричинило зростання популяції й ризику укусів. Закон Гудхарта прямо застерігає від таких пасток: коли показник стає ціллю, він перестає бути хорошим мірилом [20].

Таким чином, лінійність, часові лаги та поведінкові викривлення роблять традиційні KPI не просто неповними, а й потенційно шкідливими: вони запізнюються, надмірно спрощують складність і можуть стимулювати деструктивні стратегії. Саме ці обмеження спонукають організації використовувати штучний інтелект для створення більш гнучких і прогностичних метрик.

Алгоритмічна реконцептуалізація вимірювання ефективності починається з того, що метрика перестає бути статичною величиною і перетворюється на обчислюваний об'єкт. Автори дослідження [1] пропонують класифікувати «розумні» індикатори як описові, прогностичні та прескриптивні – від простого відображення реальності до рекомендацій щодо конкретних дій, закладаючи тим



самим методологічний каркас для подальшого розвитку управлінських систем.

На практиці створення нових показників починається з вилучення даних та побудови ознак, коли методи відфільтровують надзвичайно великі масиви дій і виокремлюють приховані характеристики, пов'язані з цільовими ознаками. Наприклад, компанія Wayfair замінила класичний показник втрат продажів за товаром на показник втрат за категорією після того, як модель виявила: до 60% «втрачених» клієнтів усе ж задовольняли свою потребу, переходячи на альтернативу в межах тієї ж категорії [1]. Переформульований KPI підвищив точність рекомендацій і змінив логіку управління запасами, демонструючи, що інколи вибір самої метрики є важливішим, ніж точність її розрахунку.

Наступний рівень – це process mining: ШІ аналізує журнали транзакцій та візуалізує приховані точки тертя у процесах. У компанії Siemens така система на платформі Celonis скоротила кількість кроків у погодженні процесу Purchase-to-Pay на 50% і надала 5500 співробітникам інструмент для безперервного моніторингу відхилень, перетворивши кожне «вузьке місце» на новий KPI з автоматичним відстеженням [21].

Коли необхідно оцінити наслідки змін ще до їхнього впровадження, компанії звертаються до цифрових двійників. Окремий клас «розумних» метрик формується навколо сталого розвитку. Європейська директива CSRD зобов'язує великі організації розкривати показники енергоспоживання та вуглецевого сліду аж до рівня IT-систем, фактично роблячи еквівалент CO₂ обов'язковим KPI [22]. Інструмент Code Carbon, розроблений компанією Hugging Face та завантажений понад мільйон разів, уже дозволяє розробникам бачити, скільки кілограмів CO₂ генерує їхній код; для моделі BLOOM повний життєвий цикл оцінюється у 50 тонн викидів, що еквівалентно 80 трансатлантичним перельотам [23]. Ці дані інтегруються в інформаційні панелі поряд із фінансовими показниками та впливають на архітектурні рішення.

Таким чином, ШІ розширює діапазон корпоративних індикаторів від описових до прескриптивних, трансформуючи метрики із «дзеркала минулого»



в активний механізм прогнозування та оптимізації. Організації, здатні поєднати data mining, process mining, цифрових двійників та ESG-цикли в єдину систему, отримують не лише точніше уявлення про розвиток подій, а й новий рівень керованості, оскільки кожна метрика сама підказує, яка дія забезпечить найбільший ефект.

Роль «розумних» метрик, згенерованих ШІ, проявляється насамперед у зміщенні управлінського діалогу з ретроспективного аналізу до превентивних дій. Алгоритми, побудовані на козних вибірках подій, формують випереджальні індикатори, що сигналізують про відхилення ще до їхнього відображення у фінансовій звітності. Згідно з дослідженням [1], компанії, які впровадили такі прогностичні KPI, у три рази частіше демонструють зростання ЕВІТ порівняно з тими, що досі покладаються на класичні відстаючі показники, причому 90% респондентів відзначили скорочення «вікна реакції» щонайменше на чверть. Використання ШІ забезпечує відчутне підвищення ефективності, точності й своєчасності вимірювання, а також значніші фінансові результати, що ілюструє рис. 1.

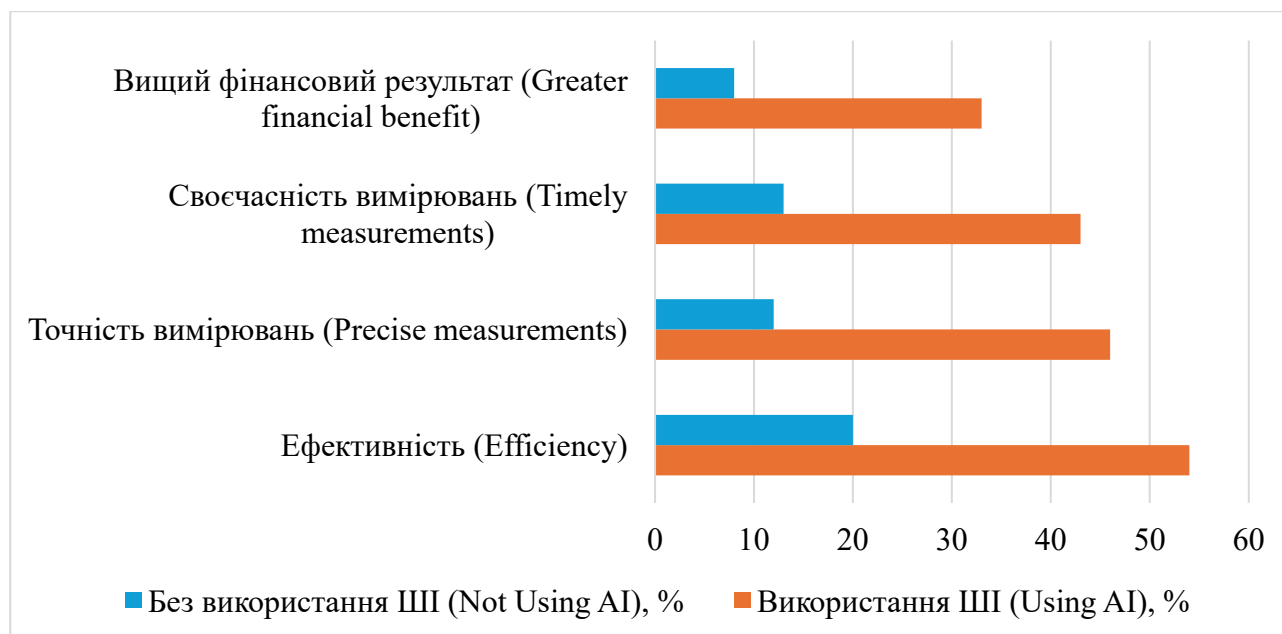


Рис. 1. Вплив впровадження штучного інтелекту на ефективність бізнесу, точність вимірювань, своєчасність та фінансові результати

Джерело: побудовано на підставі [1]



Цей ефект також підтверджує опитування McKinsey [23]: 78% респондентів зазначили, що їхні організації використовують ШІ принаймні в одній бізнес-функції, що вище за показник 72% на початку 2024 року та 55% роком раніше, як показано на рис. 2.

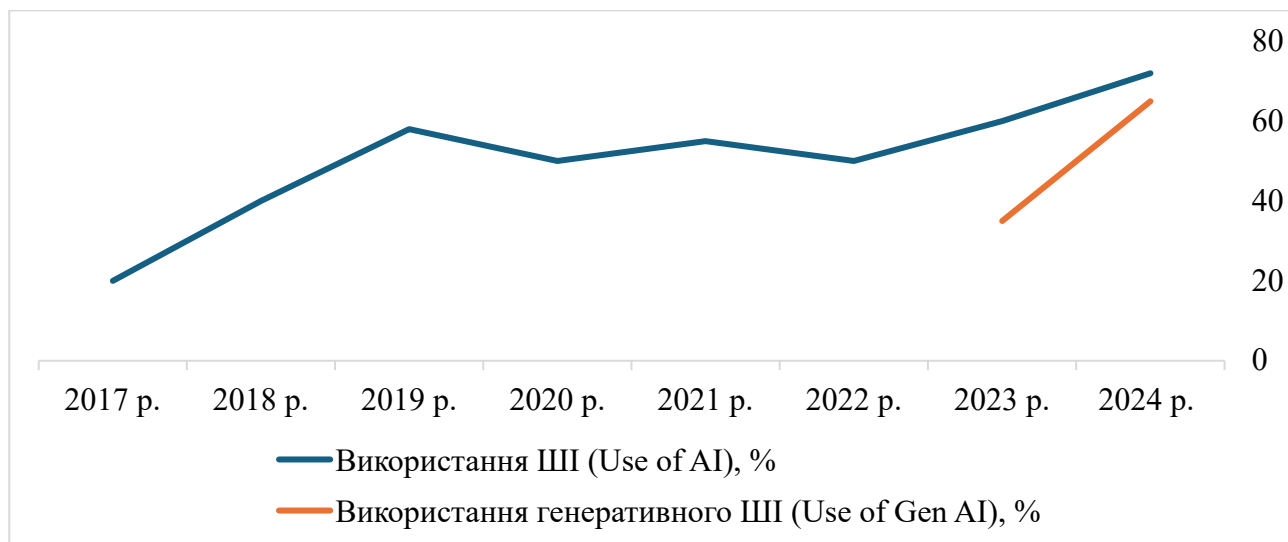


Рис. 2. Організації, що використовують ШІ щонайменше в одній бізнес-функції

Джерело: побудовано на підставі [23]

Зміщення фокусу на майбутнє прискорює не лише швидкість, а й координацію дій. Алгоритмічне поєднання операцій із продажів та показників сталого розвитку продемонструвало свою ефективність у фармацевтичному холдингу Sanofi: система «розумних» KPI автоматично узгоджує прогнози попиту, пропускну здатність виробничих потужностей і вуглецевий слід логістики, рекомендуючи комерційній команді пріоритетні контракти. У перший рік пілотного проєкту доходи та ESG-цілі були збалансовані й досягнуті з підвищеною ефективністю, а також скорочені запаси [1].

Такий підхід забезпечує міжфункціональну узгодженість і усуває традиційні конфлікти метрик, коли відділ продажів орієнтується на обсяг, а виробничий підрозділ – на маржу, що створює внутрішньоорганізаційні втрати. Водночас зі зростанням складності системи метрик виникають і нові ризики.



Першою загрозою є надмірна складність: за даними McKinsey, більшість компаній уже стикнулися з тим, що кількість згенерованих метрик перевищує можливості менеджерів для їх інтерпретації, що призводить до аналітичного паралічу [23]. Другою загрозою є неконтрольована автоматизація рішень: трагічно відомий випадок Knight Capital, яка втратила 440 млн доларів США за один день через збій торговельного алгоритму, продемонстрував, наскільки швидко неправильна логіка KPI може перенестись із цифрової моделі в реальні фінансові збитки [24]. Harvard Business Review додає, що лише 4% корпоративних ініціатив у сфері ШІ приносять значні результати саме через недооцінку операційних і репутаційних ризиків при автоматичному застосуванні рекомендацій [25].

Отже, пояснюваність перестає бути опцією й стає регуляторною вимогою. Акт ЄС про штучний інтелект вводить обов'язкову прозорість для високоризикових систем, включно з розкриттям логіки метрик, механізмами зворотного зв'язку та можливістю людського втручання; інакше продукт не отримає доступу на ринок ЄС [24]. Ще суворіші етичні принципи Trustworthy AI вимагають, щоб кожна метрика супроводжувалася простежуваністю даних та інтерпретацією її внеску у фінальне рішення для конкретного стейкхолдера [25]. Таким чином, практична цінність AI-метрик розкривається лише за двох умов: по-перше, показники мають бути зрозумілими для людей; по-друге, відповідальний менеджер повинен завжди мати «червону кнопку» для зупинки автоматичного виконання, якщо рекомендації виходять за межі стратегічної чи етичної доцільності.

Реалізація потенціалу «розумних» метрик неможлива без чіткої рамкової системи управління, яка трансформує аналітичний експеримент із ШІ у відтворюваний процес. На практиці це починається з управління KPI: компанії мають створити постійний міжфункціональний комітет, у якому фінансовий, операційний, IT- та ризиковий підрозділи спільно затверджують перелік показників, методи розрахунку та протоколи ескалації. Такий формат уже



закріпився в низці галузевих проєктів: наприклад, ініціативи Mesh AI у Mayo Clinic та Barclays були побудовані саме навколо керівного комітету (Steering Committee), що включав фінанси, операції, інформаційну безпеку та аудит, підвищивши рівень довіри до КРІ з 64% до 91% [28].

Тим часом на рівні рад директорів набирає популярності концепція AI Governance Maturity Matrix: у 2025 році компанія Deloitte з'ясувала, що лише 14% рад регулярно обговорюють порядок денний, пов'язаний зі ШІ; тому матриця пропонує поетапне впровадження спеціалізованих комітетів та панелей КРІ як обов'язкових елементів стратегічного нагляду [29].

Наступним рівнем рамки є вибір моделей і перевірка пояснюваності. За даними опитування McKinsey [30], 91% керівників сумніваються, що їхні організації готові безпечно масштабувати ШІ, 40% прямо називають непрозорість моделей ключовим ризиком, проте лише 17% уже впроваджують інструменти ХАІ, як показано на рис. 3.

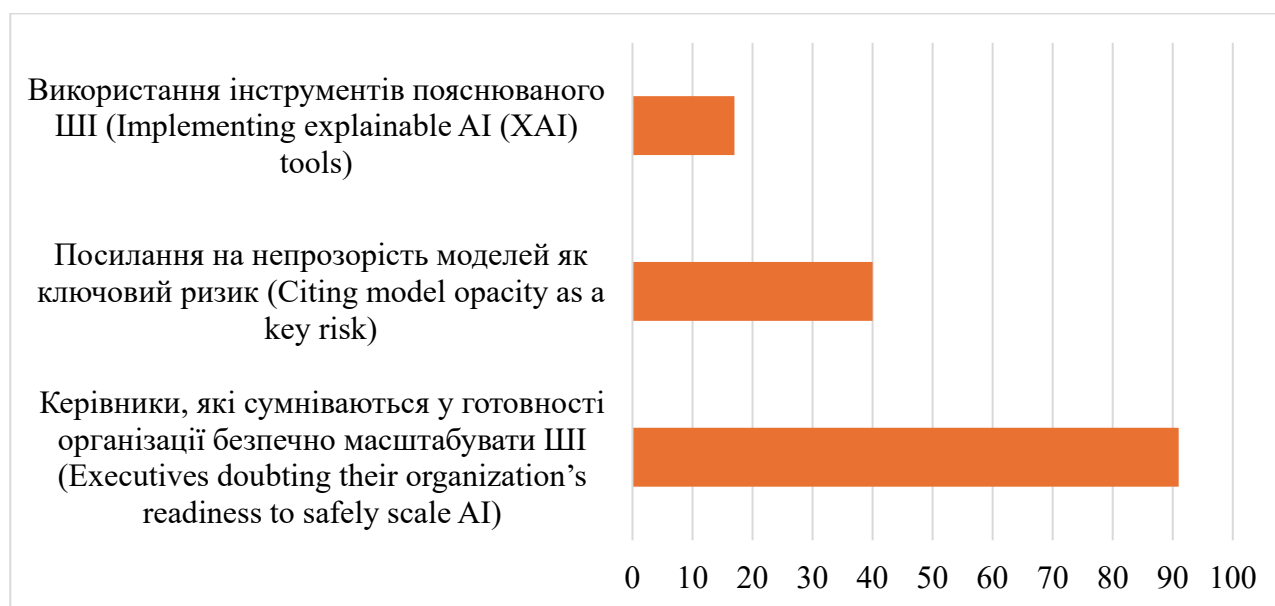


Рис. 3. Кількісна оцінка готовності організацій

Джерело: побудовано на підставі [30]

Практичне правило полягає у наступному: будь-яка нова метрика проходить подвійний сертифікаційний контроль — математичний (SHAP/LIME для інтерпретації внеску ознак) та управлінський, коли комітет перевіряє, чи



узгоджується пояснення моделі з логікою корпоративного ухвалення рішень.

Третім елементом є дисципліна пілотування та масштабування. Незважаючи на легкість запуску проєкту, лише небагато з них досягають промислового масштабу, застрягаючи між пілотом і розгортанням через інфраструктурні обмеження або відсутність підтримки стейкхолдерів. Тому рамкова система рекомендує починати з одного наскрізного процесу, де вплив легко виміряти, і визначати орієнтовний (north-star) KPI для порівняння як під час пілоту, так і на етапі повного впровадження.

Четверта складова – використання цифрового двійника як безпечного тестового середовища. Моделювання змін метрик у віртуальній копії процесу є дешевшим і надійнішим, ніж у виробництві: у промисловості цифрові двійники вже знижують витрати на обслуговування до 40% і підвищують доступність обладнання на 5–10% [32]. Саме у такому «пісочному середовищі» комітет тестує нові метрики перед їхнім затвердженням для включення у системи стимулювання чи бюджету. Нарешті, рамка завершується інтеграцією ESG-метрик і дотриманням нормативних вимог. Паралельно з набуттям чинності, Акт ЄС про ШІ передбачає збереження простежуваності даних і забезпечує людський нагляд за високоризиковими алгоритмами, роблячи пояснюваність формально аудитованим критерієм для виходу на ринок [31].

Отже, рамкова система управління складається з п'яти взаємопов'язаних петель: міжфункціональна відповідальність за KPI; технічна прозорість моделей; дисциплінований перехід від пілоту до масштабування; тестове середовище цифрового двійника; автоматична інтеграція ESG-метрик у регуляторний контур. Чим швидше компанія реалізує всі п'ять петель, тим швидше її метрика майбутнього перестане бути експериментом і стане складовою стійкої системи ухвалення рішень.

Висновки. Проведене дослідження підтвердило, що традиційні KPI, створені для лінійних процесів, втрачають управлінську цінність у цифровій економіці через часові затримки, невідповідність мережевій природі бізнесу та



ризик поведінкових викривлень. Приклади Wells Fargo та «ефекту кобри» показують, що застарілі показники можуть стимулювати викривлені дії та шкодити репутації й фінансам. Штучний інтелект трансформує метрики зі статичних вимірів у прогностичні та оптимізаційні інструменти. Data mining та інженерія ознак виявляють приховані зв'язки, process mining формує нові вузлові KPI, цифрові двійники дозволяють тестувати зміни, а ESG-цикли вбудовують сталість у систему контролю. Емпіричні дані засвідчують: компанії з прогностичними KPI у три рази частіше демонструють зростання EBIT і скорочують вікно реакції на чверть. Приклад Sanofi підтверджує, що міжфункціональне узгодження об'єднує комерційні, операційні й ESG-пріоритети, тоді як досвід Knight Capital нагадує про ризики аналітичного паралічу та неконтрольованої автоматизації. Для масштабування AI-метрик запропоновано рамку з п'яти петель: міжфункціональне управління KPI, подвійна сертифікація показників, дисципліноване пілотування, використання цифрових двійників і інтеграція ESG-вимог. Дотримання принципів пояснюваності та наявності «червоної кнопки» забезпечують баланс між інноваціями й відповідальністю. Отже, перехід від «дзеркала минулого» до «метрики майбутнього» можливий лише через поєднання ІІІ з чітким корпоративним управлінням, що надає компаніям підвищену точність рішень і стійку конкурентну перевагу.

Список використаних джерел

1. Schrage M., Kiron D., Candelon F., Khodabandeh S., Chu M. The Future of Strategic Measurement: Enhancing KPIs With AI. *MIT Sloan Management Review*. Feb. 2024. URL: <https://sloanreview.mit.edu/projects/the-future-of-strategic-measurement-enhancing-kpis-with-ai/> (дата звернення: 01.09.2025).
2. Singla A., Sukharevsky A., Yee L., Chui M. The state of AI in early 2024: Gen AI adoption spikes and starts to generate value. *McKinsey & Company*. 30.05.2024. URL: <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our->



insights/the-state-of-ai-2024 (дата звернення: 01.09.2025).

3. Kreuzer T., Papapetrou P., Zdravkovic J. Artificial intelligence in digital twins – A systematic literature review. *Data & Knowledge Engineering*. 2024. Vol. 151. Art. 102304. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.datak.2024.102304>.

4. Alfaro-Viquez D., Zamora-Hernandez M., Fernandez-Vega M., Garcia-Rodriguez J., Azorin-Lopez J. A Comprehensive Review of AI-Based Digital Twin Applications in Manufacturing: Integration Across Operator, Product, and Process Dimensions. *Electronics*. 2025. Vol. 14. № 4. Art. 646. DOI: <https://doi.org/10.3390/electronics14040646>.

5. Psarommatis F., May G. A literature review and design methodology for digital twins in the era of zero defect manufacturing. *International Journal of Production Research*. 2022. Vol. 61. № 16. P. 5723–5743. DOI: <https://doi.org/10.1080/00207543.2022.2101960>.

6. Mayer A., Greif L., Häußermann T. M., Otto S., Kastner K., El Bobbou S., Chardonnet J.-R., Reichwald J., Fleischer J., Ovtcharova J. Digital Twins, Extended Reality, and Artificial Intelligence in Manufacturing Reconfiguration: A Systematic Literature Review. *Sustainability*. 2025. Vol. 17. № 5. Art. 2318. DOI: <https://doi.org/10.3390/su17052318>.

7. Chen S., Turanoglu Bekar E., Bokrantz J., Skoogh A. AI-enhanced digital twins in maintenance: Systematic review, industrial challenges, and bridging research–practice gaps. *Journal of Manufacturing Systems*. 2025. Vol. 82. P. 678–699. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2025.07.006>.

8. Kalaboukas K., Kiritsis D., Arampatzis G. Governance framework for autonomous and cognitive digital twins in agile supply chains. *Computers in Industry*. 2023. Vol. 146. Art. 103857. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compind.2023.103857>.

9. Ghag N., Sonar H., Sawant R., Bankapalli K. Examining industry 5.0 and supply chain performance: an empirical study for managing supply chain complexity. *Production & Manufacturing Research*. 2025. Vol. 13. № 1. DOI: <https://doi.org/10.1080/21693277.2025.2501181>.



10. Wu X. Y., Pu X., Fan Z. P. Blockchain technology adoption strategies of a supply chain considering possible product defects. *International Journal of Production Research*. 2024. Vol. 63. № 14. P. 5190–5216. DOI: <https://doi.org/10.1080/00207543.2024.2368086>.
11. Rahimi S. A., Baradaran A., Khameneifar F., Gore G., Issa A. M. DECIDE-Twin: A Framework for AI-Enabled Digital Twins in Clinical Decision-Making. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*. 2025. Vol. 29. № 9. P. 6332–6341. DOI: <https://doi.org/10.1109/JBHI.2024.3521717>. PMID: 40030650.
12. Kobayashi K., Alam S. B. Explainable, Interpretable & Trustworthy AI for Intelligent Digital Twin: Case Study on Remaining Useful Life. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2024. Vol. 129. Art. 107620. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.107620>.
13. Hornik J., Rachamim M. AI-enabled consumer digital twins as a platform for research aimed at enhancing customer experience. *Management Review Quarterly*. 2025. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11301-025-00527-3>.
14. Sekaki Y., Khazzar A., Ziane H. Artificial Intelligence in Management Studies (2021–2025): A Bibliometric Mapping of Themes, Trends, and Global Contributions. *arXiv preprint*. 2025. arXiv:2508.21092 [cs.DL]. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2508.21092>.
15. Abeysiriwardana P. C., Jayasinghe-Mudalige U. K., Kodituwakku S. R. Digital key performance indicators in corporate decision making: integrating institutional performance management to fix innovation culture in commercial agriculture. *Discover Agriculture*. 2025. Vol. 3. Art. 86. DOI: <https://doi.org/10.1007/s44279-025-00245-0>.
16. Spandonidis C., Iliopoulos V., Athanasopoulos I. Machine Learning-Powered KPI Framework for Real-Time, Sustainable Ship Performance Management. *Journal of Marine Science and Engineering*. 2025. Vol. 13. № 8. Art. 1440. DOI: <https://doi.org/10.3390/jmse13081440>.
17. Habib T., Omair M., Habib M. S., Zahir M. Z., Khattak S. B., Yook S.-J.,



Aamir M., Akhtar R. Modular Product Architecture for Sustainable Flexible Manufacturing in Industry 4.0: The Case of 3D Printer and Electric Toothbrush. *Sustainability*. 2023. Vol. 15. № 2. Art. 910. DOI: <https://doi.org/10.3390/su15020910>

18. Anthony S. D. When You Have to Make a Strategic Decision Without Much Data. *Harvard Business Review*. 07.03.2024. URL: <https://hbr.org/2024/03/when-you-have-to-make-a-strategic-decision-without-much-data> (дата звернення: 01.09.2025).

19. A KPI Disaster Story: Wells Fargo. *Lobster Land*. URL: <https://lobsterland.net/1-31-a-kpi-disaster-story-wells-fargo/> (дата звернення: 01.09.2025).

20. Doran G. Goodhart's Law and Its Implications in Setting Goals, Targets, and KPIs in the landscape of business management. *HealthHub*. 05.02.2024. URL: <https://www.healthhub.work/post/goodhart-s-law-and-its-implications-in-setting-goals-targets-and-kpis-in-the-landscape-of-business> (дата звернення: 01.09.2025).

21. Siemens Customer Story. *Celonis*. URL: <https://www.celonis.com/customer/siemens-inventory-management/> (дата звернення: 01.09.2025).

22. What is CSRD? *Sap*. Apr. 2021. URL: <https://www.sap.com/lithuania/resources/what-is-csrd> (дата звернення: 01.09.2025).

23. Booth H. Sasha Luccioni. *Time*. 05.09.2024. URL: <https://time.com/7012753/sasha-luccioni/> (дата звернення: 01.09.2025).

24. Singla A., Sukharevsky A., Yee L., Chui M., Hall B. The state of AI: How organizations are rewiring to capture value. *McKinsey & Company*. 12.03.2025. URL: <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai> (дата звернення: 01.09.2025).

25. European approach to artificial intelligence. *European Commission*. 26.01.2023. URL: <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/policies/european-approach-artificial-intelligence> (дата звернення: 01.09.2025).

26. Ethics guidelines for trustworthy AI. *European Commission*. 08.04.2019. URL: <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/library/ethics-guidelines-trustworthy-ai>



(дата звернення: 01.09.2025).

27. Krudy E., Roumeliotis G., Lynch S. N. Knight Capital heads into make-or-break weekend. *Reuters*. 04.08.2012. URL: <https://www.reuters.com/article/world/knight-capital-heads-into-make-or-break-weekend-idUSBRE8710PH/> (дата звернення: 01.09.2025).

28. Hoque F. Two Frameworks for Balancing AI Innovation and Risk. *Harvard Business Review*. 06.03.2025. URL: <https://hbr.org/2025/03/two-frameworks-for-balancing-ai-innovation-and-risk> (дата звернення: 01.09.2025).

29. Ripla A. Mesh AI for Intelligent KPI Validation in Performance Audits. *LinkedIn*. 22.04.2025. URL: <https://www.linkedin.com/pulse/mesh-ai-intelligent-kpi-validation-performance-audits-andre-jnrwe> (дата звернення: 01.09.2025).

30. Mohanty P., Mishra S., Stephen T. AI Governance Maturity Matrix: A Roadmap for Smarter Boards. *California Management Review Insights*. 22.05.2025. URL: <https://cmr.berkeley.edu/2025/05/ai-governance-maturity-matrix-a-roadmap-for-smarter-boards/> (дата звернення: 01.09.2025).

31. Giovine C., Roberts R. Building AI trust: The key role of explainability. *McKinsey & Company*. 26.11.2024. URL: <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/building-ai-trust-the-key-role-of-explainability> (дата звернення: 01.09.2025).

32. How Digital Twins Are Revolutionizing Smart Manufacturing and Facility Management. *LinkedIn*. 25.04.2025. URL: <https://www.linkedin.com/pulse/how-digital-twins-revolutionizing-smart-pqwse> (дата звернення: 01.09.2025).