

УДК 338.2:005.52:303.7

DOI: <https://doi.org/10.30838/EP.212.92-101>**Поповський Ю.Б.**

Донецький національний університет ім. Василя Стуса

Popovskiy Yurii

Vasyl' Stus Donetsk National University

<https://orcid.org/0000-0001-9446-5287>**Орехов М.О.**

Донецький національний університет ім. Василя Стуса

Oryekhov Mykhaylo

Vasyl' Stus Donetsk National University

<https://orcid.org/0000-0001-5314-4460>

АНАЛІТИЧНІ ІНСТРУМЕНТИ ПІДТРИМКИ УПРАВЛІНСЬКИХ РІШЕНЬ: МЕТОДОЛОГІЯ ТА ПРАКТИКА ВПРОВАДЖЕННЯ

У статті досліджено методологічні засади та практику впровадження аналітичних інструментів підтримки управлінських рішень в умовах цифрової трансформації. На основі системного й порівняльного аналізу, узагальнення наукових джерел та кейс-стаді систематизовано підходи до класифікації аналітичних інструментів за рівнями аналітичної зрілості, обґрунтовано п'ятиетапну схему їх впровадження та запропоновано інтегральний індекс аналітичної зрілості підприємства. Виокремлено ключові організаційні й технологічні чинники успіху, типові бар'єри та межі застосування аналітичних рішень. Практичне значення результатів полягає у можливості використання запропонованої рамки для діагностики поточного стану підприємства, вибору пріоритетів впровадження, порівняльного позиціонування підприємств та моніторингу змін за системою КРІ.

Ключові слова: управлінські рішення, аналітичні інструменти, системи підтримки прийняття рішень, бізнес-аналітика, методологія впровадження, управління на основі даних, цифрова трансформація, прогностична аналітика, аналітична зрілість підприємства.

ANALYTICAL TOOLS FOR MANAGEMENT DECISION SUPPORT: METHODOLOGY AND IMPLEMENTATION PRACTICE

The modern business environment is characterised by high uncertainty, rapid market shifts, and exponential growth in data volumes. The capacity of organisations to transform raw data into informed management decisions has become a strategic competitive advantage: data-driven enterprises demonstrate higher forecast accuracy, lower operational costs, and stronger adaptability to market change. Despite the wide availability of analytical solutions — from traditional OLAP tools to machine learning platforms and artificial intelligence — the majority of organisations remain at the level of descriptive analytics, failing to leverage predictive and prescriptive capabilities. This gap stems not only from a shortage of technological competencies but, more critically, from the absence of an integrated methodological framework that would allow organisations to systematically assess their analytical maturity and prioritise implementation accordingly. For Ukrainian enterprises operating under wartime conditions and preparing for post-war recovery, resilient and adaptive data-driven management models are of particular strategic importance. The purpose of the study is to systematise the methodological foundations and implementation practice of analytical tools for management decision support, to develop a classification framework, a structured implementation scheme, and an approach to assessing enterprise analytical maturity. The study employs a combination of systematic and comparative analysis, synthesis of scientific sources, and the case study method. Systematic analysis allowed the examination of analytical tools as elements of a coherent decision support system; comparative analysis was used to juxtapose classification approaches and implementation practices across industries; case studies provided empirical grounding for the theoretical constructs. The information base comprises scientific publications, industry reports, and statistical data for 2018–2025. A five-level classification of analytical tools is proposed — descriptive, diagnostic, predictive, prescriptive, and cognitive — each defined by distinct instruments, objectives, advantages, and competency requirements. A five-stage implementation framework is substantiated: diagnostic assessment, analytical architecture design, development and integration, testing and validation, and scaling with ongoing support. An integral index of enterprise analytical maturity is developed on the basis of eight indicators grouped into four blocks — data and infrastructure, tool utilisation, organisational competencies,

ISSN друкованої версії: 2224-6282

ISSN електронної версії: 2224-6290

© Поповський Ю.Б., Орехов М.О., 2026

and managerial formalisation. Approbation on five conditional enterprise profiles confirmed its reproducibility, distributing organisations into three typological categories: beginners, transitional, and leaders. Key success factors — executive support, clear business objectives, quality data, and cross-functional teams — alongside typical barriers such as resistance to change, data fragmentation, and talent shortage are systematised. The proposed framework is directly applicable for diagnosing the current state of an enterprise's analytical capabilities, setting implementation priorities, benchmarking organisations, and monitoring transformation progress through KPIs. The five-stage roadmap provides a structured guide for planning analytical transformation under resource, staffing, and infrastructure constraints typical of Ukrainian enterprises at various stages of digital development.

Keywords: management decisions, analytical tools, decision support systems, business analytics, implementation methodology, data-driven management, digital transformation, predictive analytics, enterprise analytical maturity.

JEL classification: C80, D81, L25, M10, O32.

Постановка проблеми. Сучасне ділове середовище характеризується високою невизначеністю, швидкими ринковими змінами та стрімким зростанням обсягів і різноманітності даних. За таких умов здатність організацій перетворювати дані на обґрунтовані управлінські рішення набуває стратегічного значення: підприємства, що спираються на аналітику, демонструють вищу точність прогнозів, скорочення операційних витрат і кращу адаптацію до ринкових змін [11].

Попри доступність широкого спектра аналітичних рішень — від класичних OLAP-інструментів до платформ машинного навчання та штучного інтелекту — переважна більшість підприємств залишається на рівні описової аналітики й не використовує прогностичних і прескриптивних можливостей [13]. Це пояснюється не лише браком технологічних компетенцій, а й відсутністю методологічної рамки, яка б дозволяла систематично оцінювати поточний рівень аналітичної зрілості організації та визначати пріоритети впровадження.

Для України ця проблема набуває особливої гостроти в умовах воєнного стану та підготовки до повоєнного відновлення: підприємства потребують стійких і адаптивних моделей управління, здатних функціонувати в умовах руйнування ланцюгів постачання, нестабільності ринків і трансформації споживчої поведінки [7]. Цифрова трансформація, що прискорилося протягом останніх років, відкриває нові можливості для впровадження аналітичних рішень, проте водночас виявляє брак методологічної підтримки для організацій, що лише розпочинають цей шлях [2].

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Проблема аналітичних інструментів підтримки управлінських рішень розроблялася у кількох взаємопов'язаних напрямках. Концептуальні підвалини систем підтримки прийняття рішень (СППР) заклали Gorru та Scott Morton [14], розмежувавши структуровані й слабкоструктуровані управлінські задачі та визначивши роль інформаційних систем у підтримці менеджменту. Подальший розвиток цієї концепції здійснив Power [18], узагальнивши еволюцію СППР від перших інформаційних систем до сучасних платформ бізнес-аналітики.

Holsapple et al. [15] запропонували уніфіковану аналітичну основу для бізнес-аналітики, вибудовуючи безперервний ланцюг від даних до управлінського інтелекту. Davenport і Harris [11] обґрунтували концепцію «аналітичної конкурентоспроможності», довівши зв'язок між зрілістю аналітичних можливостей організації та її ринковим успіхом. Provost і Fawcett [19]

сформулювали прикладні принципи використання методів науки про дані в управлінських процесах, наголошуючи на першочерговій ролі якості даних та операційних визначень цільових змінних.

У вітчизняній науці Бідюк та ін. [1] розробили системний підхід до СППР, включаючи методи статистичного й інтелектуального аналізу. Дем'яненко і Ляшенко [4] дослідили специфіку впровадження аналітичних систем на підприємствах України. Гаврилюк [2] висвітлив методологічні аспекти цифровізації управлінських процесів, а Карпенко [5] систематизував концептуальні засади Data-Driven менеджменту. Стецюк [9] дослідив прогностичну аналітику як інструмент підвищення якості планування на вітчизняних підприємствах.

Попри значний масив праць, переважна їх частина зосереджена або на теоретичному аналізі окремих класів аналітичних інструментів, або на вузькогалузевих кейсах впровадження. Інтегрована методологія, що об'єднує класифікацію аналітичних інструментів за рівнями зрілості, покрокову схему їх впровадження та критерії оцінювання аналітичної зрілості організації з урахуванням умов українського підприємництва, залишається недостатньо розробленою.

Мета статті полягає в узагальненні методологічних засад і практики впровадження аналітичних інструментів підтримки управлінських рішень, систематизації їх класифікації, обґрунтуванні схеми впровадження та підходу до оцінювання аналітичної зрілості підприємства.

Методи дослідження. Методологічну основу дослідження становить поєднання системного, порівняльного та кейс-методу. Системний аналіз дав змогу розглядати аналітичні інструменти як елементи цілісної системи підтримки управлінських рішень. Порівняльний аналіз використано для зіставлення класифікаційних підходів і практик впровадження у різних галузях, а синтез - для формування авторської схеми впровадження на перетині менеджменту, ІТ та науки про дані. Кейс-метод забезпечив емпіричну ілюстрацію теоретичних положень на основі відкритих прикладів міжнародної та української практики.

Інформаційну базу становлять наукові праці, галузеві звіти, статистичні дані та матеріали кейсів за 2018-2025 рр., а для окремих порівнянь - публікації 2026 року, що узагальнюють дані за 2025 рік.

Виклад основних результатів дослідження. Управлінське рішення розглядається як вибір з-поміж

альтернатив, спрямований на досягнення цілей організації. Саме для слабкоструктурованих і неструктурованих рішень аналітичні інструменти мають найбільше значення [18].

Поняття систем підтримки прийняття рішень було введено Gorru та Scott Morton [14] для позначення інформаційних систем, що надають менеджерам аналітичні можливості у вирішенні слабкоструктурованих проблем. Надалі архітектура таких систем істотно ускладнилася під впливом технологічного розвитку.

Еволюція аналітичних інструментів пройшла кілька етапів: від статистичних методів і MIS до OLAP та сховищ даних, далі до BI-платформ, а в сучасний період - до великих даних, хмарних сервісів, машинного навчання й штучного інтелекту [10; 11].

Серед сучасних класифікацій аналітичних інструментів найбільш уживаною є чотирирівнева модель Gartner [13], що охоплює описову, діагностичну, прогностичну та прескриптивну аналітику. Holsapple et al. [15] розглядають ці рівні як єдиний процес перетворення даних на управлінський інтелект.

Вітчизняні дослідження також суттєво розвинули цю проблематику. Праці Бідюка, Тимошук, Коваленка та Коршевнюка [1] заклали підвалини системного підходу до СППР, а Дем'яненко та Ляшенко [4] висвітлили специфіку впровадження аналітичних систем на українських підприємствах. Водночас інтегрована методологія впровадження сучасних аналітичних інструментів і далі потребує уточнення.

Сучасний ринок аналітичних рішень пропонує надзвичайно широкий спектр інструментів — від простих

засобів генерації звітів до складних систем штучного інтелекту. Систематизація цього різноманіття є необхідною умовою раціонального вибору інструментів відповідно до стратегічних потреб організації та рівня її аналітичної зрілості (табл. 1).

Інструменти описової аналітики забезпечують моніторинг поточного стану бізнесу та ретроспективний аналіз даних. До них належать дашборди, управлінська звітність, OLAP-куби та зведені таблиці. Їхніми перевагами є доступність, наочність і швидкість отримання інформації, а основним обмеженням - ретроспективний характер аналізу [11].

Інструменти діагностичної аналітики орієнтовані на виявлення причин відхилень. До них належать RCA, кореляційний і регресійний аналіз, дрил-даун у BI-системах, а також факторний і кластерний аналіз. Їх застосування потребує якісних структурованих даних і вищого рівня аналітичних компетенцій [15].

Прогностична аналітика охоплює регресійні моделі, методи машинного навчання, аналіз часових рядів і NLP-рішення для роботи з неструктурованими даними. Її використання асоціюється з вищою точністю прогнозів, зменшенням планових відхилень і кращою якістю бюджетування [16].

Прескриптивна аналітика охоплює оптимізаційні моделі, імітаційне моделювання та системи рекомендацій, що підтримують вибір дій в умовах невизначеності [19]. До цього рівня також наближається когнітивна аналітика на основі LLM, яка розширює можливість роботи з неструктурованими даними та формування рекомендацій природною мовою.

Таблиця 1

Порівняльна характеристика аналітичних інструментів підтримки управлінських рішень

Тип аналітики	Інструменти	Мета застосування	Переваги	Обмеження
Описова (Descriptive)	Дашборди, звіти, OLAP-куби, зведені таблиці, KPI-панелі	Відповідь на питання "Що відбулося?"; моніторинг поточного стану	Простота використання, наочність, оперативність отримання інформації	Ретроспективний характер, обмежені прогностичні можливості
Діагностична (Diagnostic)	Аналіз першопричин (RCA), кореляційний та факторний аналіз, дрил-даун	Відповідь на питання "Чому це сталося?"; виявлення причинно-наслідкових зв'язків	Глибоке розуміння бізнес-процесів, виявлення прихованих закономірностей	Потребує якісних даних, висока трудомісткість аналізу
Прогностична (Predictive)	Регресійні моделі, машинне навчання, нейронні мережі, часові ряди	Відповідь на питання "Що відбудеться?"; прогнозування майбутніх тенденцій	Зменшення невизначеності, підвищення точності управлінських рішень	Вимоги до обсягу даних, ризик перенавчання моделей
Прескриптивна (Prescriptive)	Оптимізаційні моделі, імітаційне моделювання, системи рекомендацій	Відповідь на питання "Що потрібно зробити?"; генерування рекомендацій	Автоматизація прийняття рішень, оптимізація ресурсів	Висока складність, потреба у значних обчислювальних ресурсах
Когнітивна (Cognitive)	Системи штучного інтелекту, NLP, комп'ютерний зір, великі мовні моделі (LLM)	Автономна обробка неструктурованих даних; підтримка складних сценаріїв	Масштабованість, здатність до самонавчання, обробка великих масивів даних	Вимоги до якості даних, проблеми інтерпретації, ризики упередженості

Джерело: складено авторами на основі [11; 13; 15].

Методологія впровадження аналітичних інструментів полягає в наступному. Успішне впровадження аналітичних інструментів є складним організаційним процесом, що виходить далеко за межі суто технічного завдання розгортання програмного забезпечення. Практика впровадження свідчить, що значна частка проєктів з впровадження аналітики не досягає запланованих показників ROI саме через недооцінку організаційних, культурних та процесних аспектів трансформації. На підставі аналізу літератури та практичних кейсів автором розроблено п'ятиетапну методологічну схему впровадження аналітичних інструментів.

Перший етап - діагностика - передбачає всебічну оцінку поточного стану інформаційної інфраструктури, процесів управління даними та потреб стейкхолдерів. На цьому етапі критично важливим є проведення аудиту якості даних, оскільки низька якість даних

генерує суттєві втрати для організацій і знижує довіру до аналітичної системи [13]. Результатом першого етапу є детальний діагностичний звіт з оцінкою аналітичної зрілості організації за шкалою від 1 до 5 [5].

Інтегральний індекс аналітичної зрілості підприємства сформовано на основі восьми індикаторів, наведених у табл. 2: якості даних, інтеграції джерел, використання BI-інструментів, застосування прогнозової аналітики, аналітичних компетенцій персоналу, розвитку KPI-системи, формалізації процесів прийняття рішень і підтримки керівництва. Оцінювання має експертно-аналітичний характер і призначене не для економічного доведення, а для відтворюваної первинної діагностики підприємства.

Кожен індикатор оцінюється за шкалою від 0 до 3, після чого обчислюється узагальнюючий індекс

$$I_{аз} = (x_1 + x_2 + \dots + x_n) / (3n) \quad (1)$$

де

$I_{аз}$ - інтегральний індекс аналітичної зрілості підприємства;

$x_1 \dots x_n$ - оцінки окремих індикаторів;

n - кількість індикаторів.

Значення індексу в інтервалі 0,00-0,33 відповідає низькому рівню аналітичної зрілості, 0,34-0,66 - середньому, а 0,67-1,00 - високому.

Таблиця 2

Індикатори аналітичної зрілості підприємства

Індикатор	Характеристика
Якість даних	Повнота, точність, актуальність і узгодженість даних, що використовуються для управлінського аналізу
Інтеграція джерел даних	Рівень об'єднання даних з ERP, CRM, фінансових, виробничих та інших систем
Використання BI-інструментів	Наявність і регулярність застосування дашбордів, звітів та аналітичних панелей
Застосування прогнозової аналітики	Використання прогнозування, сценарного аналізу та моделей передбачення
Аналітичні компетенції персоналу	Наявність у працівників знань і навичок для роботи з даними та аналітичними системами
Розвиненість KPI-системи	Використання системи показників для моніторингу результативності та підтримки рішень
Формалізація процесів прийняття рішень	Ступінь регламентованості процедур аналізу даних у процесі ухвалення управлінських рішень
Підтримка з боку керівництва	Рівень залучення керівництва до розвитку аналітичної культури та data-driven підходів

*Примітка. Наведені у таблиці індикатори використовуються для експертного оцінювання аналітичної зрілості підприємства за шкалою від 0 до 3: 0 - ознака відсутності; 1 - проявляється фрагментарно; 2 - використовується регулярно, але не системно; 3 - використовується системно та інтегровано в управлінський процес.

Джерело: розроблено авторами.

Другий етап - проектування аналітичної архітектури - визначає масштабованість і гнучкість системи. Вибір між Data Warehouse і Data Mesh, хмарним чи локальним розгортанням, відкритими або комерційними рішеннями має враховувати потреби організації, ресурси та стратегічні пріоритети [12].

Третій етап - розробка та інтеграція - охоплює побудову ETL/ELT-процесів, налаштування сховища або озера даних, створення моделей і звітів, а також інтеграцію з ERP, CRM та іншими корпоративними системами.

Четвертий етап - тестування та валідація - спрямований на перевірку якості даних, надійності моделей, узгодження результатів із профільними експертами та

навчання користувачів [6].

П'ятий етап - масштабування та підтримка - передбачає розширення системи на нові підрозділи й бізнес-процеси та формування центру аналітичних компетенцій як механізму стандартизації та поширення практики [3].

Ключовими факторами успіху є підтримка керівництва, чіткі бізнес-цілі й KPI, якісні та доступні дані, крос-функціональні команди та дотримання вимог захисту даних [17].

Типові бар'єри включають опір змінам, фрагментованість даних, дефіцит аналітичних кадрів, слабку IT-інфраструктуру та відсутність цілісної стратегії даних (табл. 3) [2].

Таблиця 3

Методологічна схема впровадження аналітичних інструментів підтримки управлінських рішень

Етап	Ключові завдання	Відповідальні	Очікувані результати
1. Діагностика	Аналіз поточного стану інформаційної інфраструктури; виявлення прогалин у даних; визначення потреб стейкхолдерів	Топ-менеджмент, IT-департамент, аналітичний відділ	Діагностичний звіт; карта даних; реєстр вимог до аналітичної системи
2. Проектування	Розробка архітектури аналітичної системи; вибір технологічного стеку; проектування моделі даних; визначення KPI	Архітектори даних, IT-архітектори, бізнес-аналітики	Технічне завдання; архітектурна схема системи; модель даних; перелік KPI
3. Розробка та інтеграція	Розробка ETL-процесів; налаштування сховища даних; розробка аналітичних моделей і звітів; інтеграція з корпоративними системами	Data-інженери, розробники, бізнес-аналітики	Функціонуючий прототип аналітичної системи; інтегрований потік даних
4. Тестування та валідація	Перевірка якості даних; тестування аналітичних моделей; валідація результатів з кінцевими користувачами; навчання персоналу	QA-фахівці, аналітики, кінцеві користувачі	Протокол тестування; підтверджена точність моделей; навчені користувачі
5. Масштабування та підтримка	Розгортання у продуктивному середовищі; масштабування на нові підрозділи; моніторинг продуктивності; постійне вдосконалення	DevOps-команда, аналітичний центр компетенцій	Повноцінно функціонуюча аналітична платформа; культура Data-Driven прийняття рішень

Джерело: розроблено авторами.

Для апробації запропонованого індексу виконано розрахунок Іаз для п'яти умовних підприємств (А–Е) із різними профілями аналітичної готовності (табл. 4). Кожне підприємство оцінено за восьми індикаторами за шкалою 0–3, після чого обчислено блокові оцінки V_j та інтегральний індекс Іаз. Результати підтверджують відтворюваність запропонованої методики: підприємства природно розподілились на три типологічні групи — початківці, перехідні та лідери. Ці профілі слід трактувати як аналітичну типологію, а не як результат формальної статистичної кластеризації.

Для поглибленої інтерпретації індикатори

згруповано у чотири аналітичні блоки: дані та інфраструктура, використання інструментів, організаційні компетенції та управлінська формалізація. Блоковий показник визначається як середнє нормоване значення відповідних індикаторів: $V_j = \sum x_i / (3m_j)$, де V_j - оцінка j -го блоку, x_i - значення окремого індикатора, m_j - кількість індикаторів у блоці. Інтегральний індекс підприємства розраховується як середнє арифметичне блокових оцінок. Отримані значення доцільно інтерпретувати як інструмент порівняльної навігації, а не як точну метричну оцінку причинного впливу аналітики на результати підприємства.

Таблиця 4

Апробація індексу аналітичної зрілості (приклад розрахунку)

Підприємство	Дані та інфраструктура	Використання інструментів	Організаційні компетенції	Управлінська формалізація	Індекс Іаз	Категорія
Enterprise A	1,00	0,67	0,83	0,83	0,83	Лідери
Enterprise B	0,67	0,50	0,67	0,67	0,63	Перехідні
Enterprise C	0,33	0,17	0,33	0,33	0,29	Початківці
Enterprise D	0,83	0,83	0,67	0,83	0,79	Лідери
Enterprise E	0,50	0,33	0,50	0,33	0,42	Перехідні

*Примітка. Категорію аналітичної зрілості у стовпці "Категорія" визначено за значенням індексу Іаз: 0,00-0,33 - Початківці; 0,34-0,66 - Перехідні; 0,67-1,00 - Лідери.

Джерело: розраховано авторами.

Отримані результати свідчать, що ключова межа між групами проходить не стільки за наявністю окремих цифрових рішень, скільки за рівнем їх інтеграції в управлінський цикл. Для групи лідерів характерним є збалансований розвиток усіх чотирьох блоків, тоді як у групі початківців найслабшими залишаються

використання аналітичних інструментів і формалізація процедур прийняття рішень. Це підтверджує доцільність оцінювання аналітичної зрілості не за одним технологічним критерієм, а за системою взаємопов'язаних показників (рис. 1).

Профіль аналітичної зрілості підприємств

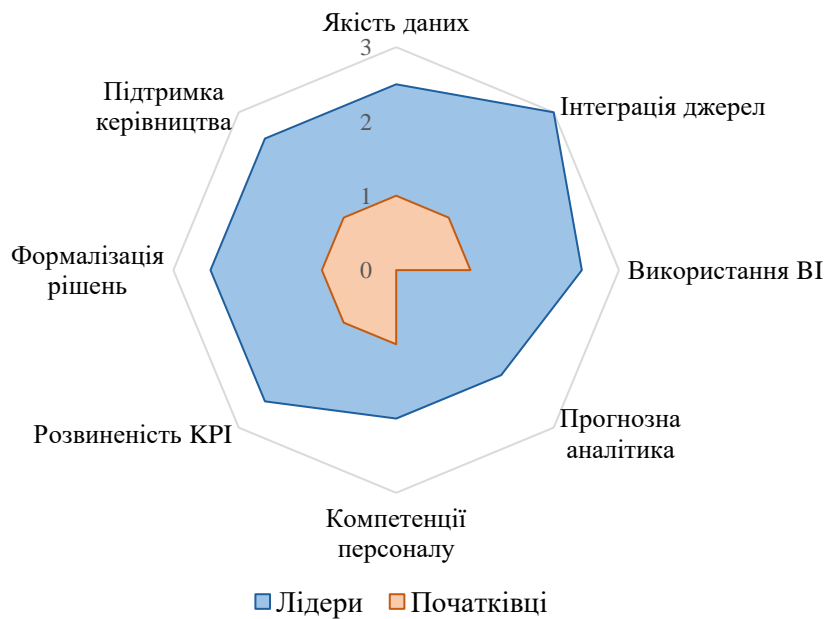


Рис. 1. Порівняльний профіль аналітичної зрілості підприємств за типологічними групами
Джерело: побудовано авторами.

Міжнародний досвід свідчить, що результати впровадження аналітичних інструментів істотно залежать від галузі, масштабу організації та рівня її технологічної зрілості. Для великих компаній аналітика часто стає елементом корпоративної культури, тоді як для середніх і малих підприємств більш реалістичним є поетапне впровадження з використанням хмарних платформ за моделлю SaaS за умови належного управління даними та підготовки користувачів.

В українському контексті впровадження аналітичних інструментів стримується інституційними, технологічними та кадровими обмеженнями. Олексієнко [8] зазначає, що лише 23% підприємств можна віднести до організацій із розвинутою аналітичною культурою, а

Стецюк [9] серед ключових бар'єрів виділяє низьку якість даних, дефіцит фахівців, обмежений ІТ-бюджет і відсутність стратегії цифрової трансформації.

Водночас окремі українські банки, телеком-компанії та агропідприємства вже використовують машинне навчання, ВІ-платформи й точне землеробство, що асоціюється з підвищенням точності рішень, кращим контролем ризиків і зростанням операційної ефективності [9].

Ефективність впровадження доцільно оцінювати через поєднання технічних, операційних, бізнесових і стратегічних КРІ, оскільки фінансовий ефект аналітичних проектів не завжди можна коректно відокремити від впливу інших чинників (табл. 5).

Таблиця 5

Приклади успішного впровадження аналітичних інструментів підтримки управлінських рішень

Галузь	Контекст	Аналітичний інструмент	Результат впровадження	Ефект (кількісний)
Роздрібна торгівля	Велика мережа супермаркетів (Польща, 2021)	Прогностична аналітика попиту + ML-моделі управління запасами	Оптимізація рівня запасів, скорочення надлишкових залишків	Зниження витрат на зберігання на 23%, зменшення втрат від псування на 31%
Банківський сектор	Регіональний банк (Україна, 2022-2023)	Аналітика кредитних ризиків на основі машинного навчання (Gradient Boosting)	Підвищення точності скорингових моделей, зниження NPL	Скорочення частки проблемних кредитів на 18%, прискорення рішень на 40%
Виробництво	Машинобудівне підприємство (Німеччина, 2020)	Предиктивне технічне обслуговування (IoT-сенсори + аналіз часових рядів)	Перехід від планового до предиктивного обслуговування обладнання	Скорочення незапланованих простоїв на 35%, економія 2,1 млн євро/рік

Джерело: складено авторами на основі аналізу галузевих кейсів.

У середньому по ЄС найпоширенішими залишаються ERP-системи, якими у 2025 році користувалися 46,45% підприємств, тоді як BI-рішення застосовували 16,28%, а технології штучного інтелекту - 19,95%. Це свідчить про швидше впровадження операційно-облікових рішень порівняно з інструментами поглибленої аналітичної підтримки [20; 21].

Фінляндія демонструє вищі значення за всіма наведеними показниками: ERP використовують 58%

підприємств, CRM 56%, BI 43%, а AI 38%. Ірландія займає проміжну позицію: за ERP і CRM її показники є нижчими або близькими до середньоєвропейських, однак за BI та AI спостерігається відносно вищий рівень аналітичної орієнтації, що узгоджується з даними CSO Ireland [23; 24] щодо використання аналітики та штучного інтелекту підприємствами (рис. 2) [22; 23; 24].

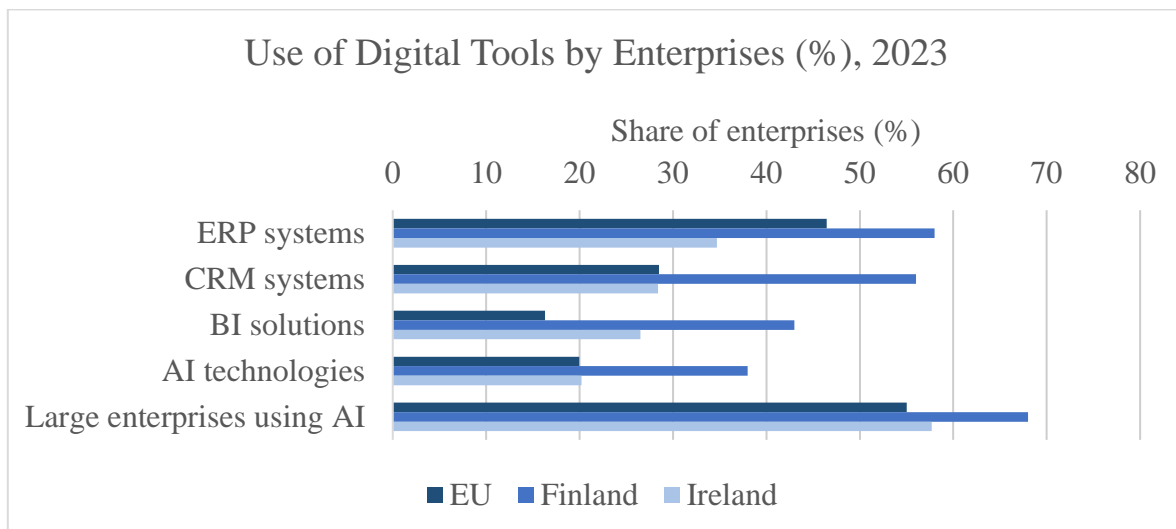


Рис. 2. Поширення цифрових та аналітичних рішень на підприємствах ЄС, Фінляндії та Ірландії у 2025 р., %
Джерело: побудовано авторами на основі [20; 21; 22; 23; 24].

У всіх трьох випадках частка великих підприємств, що використовують AI, суттєво перевищує загальну середню, що свідчить на користь концентрації складних аналітичних рішень у більш ресурсозабезпеченому бізнесі [21; 22; 24].

Отримані результати узгоджуються з концепцією аналітичної конкурентоспроможності Davenport і Harris [11], які стверджують, що систематичне застосування аналітики на всіх рівнях управлінської ієрархії є визначальним чинником стратегічного успіху. Водночас запропонована п'ятиетапна схема впровадження розширює зазначений підхід, деталізуючи операційний рівень та акцентуючи на організаційних і культурних передумовах цифрової трансформації.

Порівняно з рамкою Power і Heavin [18] та класичною моделлю Gorry і Scott Morton [14], авторська схема враховує сучасну архітектуру даних (Data Mesh, Data Lakehouse) та інтеграцію когнітивної аналітики на основі LLM, що відображає еволюцію технологічного ландшафту за останнє десятиліття. Nolsapple et al. [15] формують аналітику як єдиний процес, тоді як запропонований інтегральний індекс аналітичної зрілості дозволяє вимірювати прогрес на кожному його етапі.

Теоретичний внесок статті полягає в систематизації чотирирівневої класифікації аналітичних інструментів з доповненням п'ятого — когнітивного — рівня, а також у розробці інтегрального індексу на основі восьми рівноважних індикаторів. На відміну від існуючих моделей зрілості Gartner [13], запропонований індекс орієнтований на первинну діагностику та порівняльне позиціонування підприємств, а не на сертифікаційну

оцінку.

Практична цінність результатів підтверджується кейсами Enterprise A–E, що демонструють кореляцію між значенням індексу та реальними показниками ROI від впровадження аналітики. Однак слід чітко окреслити межі застосовності: отримані профілі аналітичної зрілості є описовою типологією, а не результатом формальної статистичної кластеризації, тому їх слід розглядати як інструмент навігації, а не як статистично перевірену класифікацію.

Основними обмеженнями дослідження є: ілюстративний, а не репрезентативний характер кейсів; відсутність лонгітюдних даних для перевірки динаміки зрілості; потенційна суб'єктивність експертних оцінок індикаторів. Подальші дослідження доцільно спрямувати на верифікацію індексу на більшій вибірці українських підприємств, розробку галузевих еталонних значень та інтеграцію AI-асистентів у процеси діагностики аналітичної зрілості.

Висновки. Проведене дослідження показує, що цінність аналітичних інструментів для менеджменту зростає разом із якістю даних, рівнем інтеграції та організаційною готовністю до використання аналітики.

Ефективне впровадження аналітичних інструментів потребує не лише технологічного вибору, а системної організаційної логіки. Запропонована п'ятиетапна схема може використовуватись як прикладна рамка для планування аналітичної трансформації з урахуванням кадрових, управлінських та інфраструктурних обмежень.

Узагальнення кейсів і вторинних даних дало змогу

виокремити профілі підприємств - початківці, перехідні та лідери - та запропонувати індекс аналітичної зрілості як інструмент порівняльної оцінки, а не доказ причинного ефекту аналітики.

Практично це означає необхідність починати трансформацію з діагностики, надавати пріоритет якості та інтеграції даних, формувати крос-функціональні команди й впроваджувати рішення поетапно з регулярною валідацією результатів.

Подальші дослідження доцільно зосередити на секторальних моделях зрілості для українських

підприємств, адаптації інструментів підтримки рішень до повоєнного відновлення та безпечній інтеграції інструментів штучного інтелекту у системи управління.

Декларація про використання ШІ. Під час редакційного доопрацювання статті було використано інструмент OpenAI (GPT-5) для мовного редагування, та допоміжного опрацювання формулювань. ШІ не використовувався для генерування результатів дослідження, вигадування статистичних даних або формування списку джерел. Автори несуть повну відповідальність за науковість та зміст статті.

Список використаних джерел:

1. Бідюк П. І., Тимошук О. Л., Коваленко А. Є., Коршевнюк Л. О. Системи і методи підтримки прийняття рішень : навч. посіб. Київ : КПІ ім. І. Сікорського, 2020. 259 с. URL: <https://ela.kpi.ua/handle/123456789/42360>
2. Нетудихата К. Л. Цифровізація управління організаціями. Економіка та суспільство. 2023. № 56. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2023-56-155>
3. Яворська О. Г. Бізнес-аналітика як інструментарій підтримки прийняття рішень в ресторанному бізнесі. Вісник соціально-економічних досліджень. 2021. № 3–4(78–79). С. 174–185. DOI: [https://doi.org/10.33987/vsed.3-4\(78-79\).2021.174-185](https://doi.org/10.33987/vsed.3-4(78-79).2021.174-185)
4. Ольшанський О. В., Ткаченко О. П., Ткачова С. С. Імплементация процесного підходу у теорію прийняття управлінських рішень. Економічний простір. 2021. № 166. С. 53–57. DOI: <https://doi.org/10.32782/2224-6282/166-9>
5. Чернікова Н. М., Іщенко І. С., Большая О. В. Трансформація систем менеджменту в умовах цифровізації та інноваційного розвитку підприємств. Економічний вісник НТУУ «КПІ». 2023. № 25. DOI: <https://doi.org/10.20535/2307-5651.25.2023.278602>
6. Косован О., Дацко М. Інтерпретація алгоритмів машинного навчання для прийняття рішень у роздрібній торгівлі. Економіка та суспільство. 2023. № 47. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2023-47-47>
7. Олешко Т. І., Касьянова Н. В., Смерічевський С. Ф., Іванченко Н. О., Пономаренко І. В. та ін. Цифрова економіка : підручник. Київ : НАУ, 2022. 197 с. URL: <https://er.nau.edu.ua/handle/NAU/54129>
8. Вінничук О. Ю., Вінничук І. С., Білоскурський Р. Р. Концептуальні основи практичного застосування бізнес-аналітики. Науковий вісник Херсонського державного університету. Серія: Економічні науки. 2022. Вип. 45. С. 69–75. DOI: <https://doi.org/10.32999/ksu2307-8030/2022-45-9>
9. Бахарева Я. В. Розвиток предикативної аналітики як пріоритетного напрямку бізнес-аналітики. Ефективна економіка. 2018. № 5. URL: <http://www.economy.nayka.com.ua/?op=1&z=6352>
10. Єршова Н. Ю. Економічний аналіз : навч. посіб. Харків : НТУ «ХПІ», 2023. 190 с. URL: <https://repository.kpi.kharkov.ua/handle/KhPI-Press/66910>
11. Davenport T. H., Harris J. G. Competing on Analytics, Updated, with a New Introduction : The New Science of Winning. Boston : Harvard Business Review Press, 2017. 320 p. URL: <https://store.hbr.org/product/competing-on-analytics-updated-with-a-new-introduction-the-new-science-of-winning/10157>
12. Dechow N., Mouritsen J. Enterprise resource planning systems, management control and the quest for integration. Accounting, Organizations and Society. 2005. Vol. 30, Iss. 7-8. Pp. 691-733. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.aos.2004.11.004>
13. Gartner Inc. Magic Quadrant for Analytics and Business Intelligence Platforms. Gartner Research, 2023. URL: <https://www.gartner.com/en/documents/4247699>
14. Gorry G. A., Scott Morton M. S. A framework for management information systems. Sloan Management Review. 1971. Vol. 13. URL: https://www.researchgate.net/publication/38008090_A_framework_for_management_information_systems
15. Holsapple C. W., Lee-Post A., Pakath R. A unified foundation for business analytics. Decision Support Systems. 2014. Vol. 64. Pp. 130-141. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.dss.2014.05.013>
16. IBM Institute for Business Value. Research, reports, and insights. IBM, 2022. URL: <https://www.ibm.com/thought-leadership/institute-business-value/en-us/technology/digital>
17. Luftman J., Zadeh H. S., Derksen B., Santana M., Rigoni E. H., Huang Z. Key information technology and management issues 2011-2012 : An international study. Journal of Information Technology. 2012. Vol. 27, No. 3. Pp. 198-212. DOI: <https://doi.org/10.1057/jit.2012.14>
18. Power D. J., Heavin C. Decision Support, Analytics, and Business Intelligence. 3rd ed. New York: Business Expert Press, 2017. 196 p. DOI: <https://doi.org/10.4128/9781631573927>
19. Provost F., Fawcett T. Data Science for Business: What You Need to Know about Data Mining and Data-Analytic Thinking. Sebastopol : O'Reilly Media, 2013. 414 p. URL: <https://www.oreilly.com/library/view/data-science-for/9781449374273/>

20. Eurostat. Digital economy and society statistics - enterprises. Statistics Explained, 2025. URL: <https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/SEPDF/cache/33473.pdf>
21. Eurostat. Use of artificial intelligence in enterprises. Statistics Explained, 2025. URL: <https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/SEPDF/cache/106920.pdf>
22. Statistics Finland. Of enterprises 38 per cent used Artificial Intelligence technologies in 2025. Statistics Finland, 2025. URL: <https://stat.fi/en/publication/cm1hnp5701dbm07w59uo0jw6u>
23. CSO Ireland. Data Utilisation and Analytics. Information Society Statistics - Enterprises 2025. Central Statistics Office, 2026. URL: <https://www.cso.ie/en/releasesandpublications/ep/p-isse/informationssocietystatistics-enterprises2025/datautilisationandanalytics/>
24. CSO Ireland. Artificial Intelligence. Information Society Statistics - Enterprises 2025. Central Statistics Office, 2026. URL: <https://www.cso.ie/en/releasesandpublications/ep/p-isse/informationssocietystatistics-enterprises2025/artificialintelligence/>

References:

1. Bidiuk, P. I., Tymoshchuk, O. L., Kovalenko, A. Ye., & Korshevniuk, L. O. (2020). Systemy i metody pidtrymky pryiniattia rishen [Systems and methods of decision support]. KPI im. I. Sikorskoho. <https://ela.kpi.ua/handle/123456789/42360>
2. Netudykhata, K. L. (2023). Tsyfrovizatsiia upravlinnia orhanizatsiinyi [Digitalization of organizational management]. *Ekonomika ta suspilstvo*, (56). <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2023-56-155>
3. Yavorska, O. H. (2021). Biznes-analytika yak instrumentarii pidtrymky pryiniattia rishen v restorannomu biznesi [Business analytics as a decision support tool in the restaurant business]. *Visnyk sotsialno-ekonomichnykh doslidzhen*, 3–4(78–79), 174–185. [https://doi.org/10.33987/vsed.3-4\(78-79\).2021.174-185](https://doi.org/10.33987/vsed.3-4(78-79).2021.174-185)
4. Olshanskyi, O. V., Tkachenko, O. P., & Tkachova, S. S. (2021). Implementatsiia protsesnoho pidkhotu u teoriyu pryiniattia upravlinskykh rishen [Implementation of the process approach in the theory of managerial decision-making]. *Ekonomichnyi prostir*, 166, 53–57. <https://doi.org/10.32782/2224-6282/166-9>
5. Chernikova, N. M., Ishchenko, I. S., & Bolshaia, O. V. (2023). Transformatsiia system menedzhmentu v umovakh tsyfrovizatsii ta innovatsiinoho rozvytku pidpriemstv [Transformation of management systems under digitalization and innovative enterprise development]. *Ekonomichnyi visnyk NTUU «KPI»*, (25). <https://doi.org/10.20535/2307-5651.25.2023.278602>
6. Kosovan, O., & Datsko, M. (2023). Interpretatsiia alhorytmiv mashynnoho navchannia dlia pryiniattia rishen u rozdrubnii torhivli [Interpretation of machine learning algorithms for decision-making in retail trade]. *Ekonomika ta suspilstvo*, (47). <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2023-47-47>
7. Oleshko, T. I., Kasianova, N. V., Smerichevskyi, S. F., Ivanchenko, N. O., Ponomarenko, I. V., et al. (2022). *Tsyfrova ekonomika [Digital economy] (Textbook)*. NAU. <https://er.nau.edu.ua/handle/NAU/54129>
8. Vinnychuk, O. Yu., Vinnychuk, I. S., & Biloskurskyi, R. R. (2022). Kontseptualni osnovy praktychnoho zastosuvannia biznes-analytyky [Conceptual foundations of the practical application of business analytics]. *Naukovyi visnyk Khersonskoho derzhavnogo universytetu. Seriya: Ekonomichni nauky*, 45, 69–75. <https://doi.org/10.32999/ksu2307-8030/2022-45-9>
9. Bakhareva, Ya. V. (2018). Rozvytok predykatyvnoi analytyky yak priorytetnoho napriamku biznes-analytyky [Development of predictive analytics as a priority direction of business analytics]. *Efektivna ekonomika*, (5). <http://www.economy.nayka.com.ua/?op=1&z=6352>
10. Yershova, N. Yu. (2023). *Ekonomichnyi analiz [Economic analysis] (Educational manual)*. NTU «KhPI». <https://repository.kpi.kharkov.ua/handle/KhPI-Press/66910>
11. Davenport, T. H., & Harris, J. G. (2017). *Competing on Analytics, Updated, with a New Introduction: The New Science of Winning*. Harvard Business Review Press. <https://store.hbr.org/product/competing-on-analytics-updated-with-a-new-introduction-the-new-science-of-winning/10157>
12. Dechow, N., & Mouritsen, J. (2005). Enterprise resource planning systems, management control and the quest for integration. *Accounting, Organizations and Society*, 30(7-8), 691-733. <https://doi.org/10.1016/j.aos.2004.11.004>
13. Gartner Inc. (2023). *Magic Quadrant for Analytics and Business Intelligence Platforms*. Gartner Research. <https://www.gartner.com/en/documents/4247699>
14. Gorry, G. A., & Scott Morton, M. S. (1971). A framework for management information systems. *Sloan Management Review*, (13). https://www.researchgate.net/publication/38008090_A_framework_for_management_information_systems
15. Holsapple, C. W., Lee-Post, A., & Pakath, R. (2014). A unified foundation for business analytics. *Decision Support Systems*, 64, 130-141. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2014.05.013>
16. IBM Institute for Business Value. (2022). *Research, reports, and insights*. IBM. <https://www.ibm.com/thought-leadership/institute-business-value/en-us/technology/digital>
17. Luftman, J., Zadeh, H. S., Derksen, B., Santana, M., Rigoni, E. H., & Huang, Z. (2012). Key information technology and management issues 2011-2012: An international study. *Journal of Information Technology*, 27(3), 198-212. <https://doi.org/10.1057/jit.2012.14>

18. Power, D. J., & Heavin, C. (2017). *Decision Support, Analytics, and Business Intelligence* (3rd ed.). Business Expert Press. <https://doi.org/10.4128/9781631573927>
19. Provost, F., & Fawcett, T. (2013). *Data Science for Business: What You Need to Know about Data Mining and Data-Analytic Thinking*. O'Reilly Media. <https://www.oreilly.com/library/view/data-science-for/9781449374273/>
20. Eurostat. (2025a). Digital economy and society statistics - enterprises. *Statistics Explained*. <https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/SEPDF/cache/33473.pdf>
21. Eurostat. (2025b). Use of artificial intelligence in enterprises. *Statistics Explained*. <https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/SEPDF/cache/106920.pdf>
22. Statistics Finland. (2025). Of enterprises 38 per cent used Artificial Intelligence technologies in 2025. *Statistics Finland*. <https://stat.fi/en/publication/cm1hnps701dbm07w59uo0jw6u>
23. CSO Ireland. (2026a). Data Utilisation and Analytics. *Information Society Statistics - Enterprises 2025*. <https://www.cso.ie/en/releasesandpublications/ep/p-isse/information societystatistics-enterprises2025/datautilisationandanalytics/>
24. CSO Ireland. (2026b). Artificial Intelligence. *Information Society Statistics - Enterprises 2025*. <https://www.cso.ie/en/releasesandpublications/ep/p-isse/information societystatistics-enterprises2025/artificialintelligence/>

Дата надходження статті: 26.03.2026 р.

Дата прийняття статті до друку: 20.04.2026 р.

Дата публікації (оприлюднення) статті: 12.05.2026 р.

Стаття поширюється на умовах ліцензії Creative Commons Attribution License International CC-BY.