

УДК 336.773
JEL Classification: C38
DOI: 10.31767/nasoa.2024.si08

ОСАУЛЕНКО О. Г.

*доктор наук з державного управління, професор,
академік Національної академії наук України,
ректор,
e-mail: O.Osaulenko@nasoa.edu.ua
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7100-7176>;*

ГОРОБЕЦЬ О. О.,

*кандидат економічних наук, доцент,
завідувач кафедри статистики, ІТ та
математичних методів в економіці,
e-mail: babutska@ukr.net
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5433-6448>;*

ГРИНЧАК Н. А.,

*кандидат економічних наук, доцент,
доцент кафедри менеджменту,
маркетингу та публічного управління,
e-mail: nahrynychak@nasoa.edu.ua
ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-2046-6014>;
Національна академія статистики, обліку та аудиту*

Data Science у системі управлінських рішень: методологія, практика, трансформація

У статті здійснено ґрунтовний аналіз ролі Data Science у системі прийняття управлінських рішень в умовах цифрової трансформації. Розглянуто методологічні підходи до організації аналітичного циклу, зокрема CRISP-DM, KDD, SEMMA, TDSP, а також міжнародний стандарт ISO/IEC 20546:2019. Узагальнено переваги та обмеження кожної з моделей з точки зору практичного впровадження в управлінську діяльність.

Автори акцентують увагу на трансформаційному потенціалі аналітики на трьох рівнях: стратегічному (дані → раціональні рішення), операційному (автоматизація → ефективність), культурному (децентралізація → залучення).

Окремо висвітлено виклики, пов'язані з етикою даних, алгоритмічним упередженням, прозорістю моделей і потребою в аналітичній культурі. Аргументовано, що ефективне впровадження Data Science вимагає не лише технологічної інфраструктури, а й управлінського лідерства, міждисциплінарних команд, розвитку статистичної освіти та регуляторної підтримки. Data Science розглядається не як технічна опція, а як фундаментальний елемент сучасного управління.

Ключові слова: *Data Science, прийняття рішень, аналітичні методології, аналітика великих даних, управління, цифрова трансформація.*

OSAULENKO O. H.,
DSc in Public Administration, Professor,
Academician of the National Academy of Sciences of Ukraine,
Rector,

e-mail: O.Osaulenko@naso.edu.ua
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7100-7176>;

HOROBETS O. O.,
PhD in Economics, Associate Professor,
Head of the Department of Statistics, IT
and Mathematical Methods in Economics,
e-mail: babutska@ukr.net
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5433-6448>;

HRYNCHAK N. A.,
PhD in Economics, Associate Professor,
Associate Professor of Department,
Department of Management, Marketing and Public Administration,
e-mail: nahrynychak@naso.edu.ua
ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-2046-6014>;
National Academy of Statistics, Accounting and Audit

Data Science in Managerial Decision-Making Systems: Methodology, Practice, and Transformation

This article provides a comprehensive analysis of the integration of Data Science into contemporary managerial decision-making systems. It outlines the conceptual and methodological foundations of data-driven management and presents applied examples from various sectors, including business, finance, public administration, logistics, education, and human resources. The authors emphasize that Data Science is no longer a purely technical domain – it constitutes a strategic asset and a transformative force capable of reshaping how organizations perceive, analyze, and act upon information.

The study presents a comparative analysis of key methodologies that define the analytical cycle: CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining), KDD (Knowledge Discovery in Databases), SEMMA (Sample, Explore, Modify, Model, Assess), TDSP (Team Data Science Process), and ISO/IEC 20546:2019 (Big Data – Overview and Vocabulary). Each model is assessed in terms of its structure, adaptability, sectoral relevance, and potential for implementation within dynamic decision-making environments. The authors underscore the flexibility of CRISP-DM, the technical rigor of SEMMA, the teamwork orientation of TDSP, and the conceptual clarity of ISO standards as essential components of modern data governance.

A core focus of the article is the transformative potential of analytics across three interrelated levels: strategic (where data support rational decision-making), operational (where automation enhances efficiency), and cultural (where decentralization fosters participatory governance and data literacy). These levels interact to produce a new managerial paradigm in which data function as assets, analytics as instruments of change, and emerging roles – such as Chief Data & Analytics Officers – serve as agents of organizational evolution.

In addition to methodological synthesis, the article explores critical challenges related to ethical data use, algorithmic bias, transparency, and the interpretability of machine learning models. The transition to a data-driven culture requires not only digital infra-

structure and technical expertise but also institutional readiness, responsible leadership, and the development of analytical competence across managerial teams. The authors advocate for investments in statistical education, open data, regulatory standards, and cross-sectoral collaboration as prerequisites for sustainable analytics adoption.

Ultimately, the article concludes that Data Science is not simply a tool for optimization but a foundational element of a redefined decision-making logic—one that enables prediction, proactivity, and resilience in a complex, uncertain, and digitalized world.

Keywords: *Data Science, Decision-Making, Analytical Methodologies, Big Data Analytics, Evidence-Based Management, Digital Transformation*

Вступ. У XXI ст. управління як наука і практика зазнає докорінної трансформації під впливом розвитку цифрових технологій. Однією з найважливіших серед них є Data Science – міждисциплінарна галузь, що об'єднує методи статистики, машинного навчання, штучного інтелекту і системної інженерії [1]. В умовах зростаючої складності управлінського середовища, багатовекторності впливів та необхідності приймати рішення на основі великої кількості змінних, Data Science надає нові, значно ширші можливості для формування обґрунтованих стратегій, тактичних і оперативних рішень.

На зміну інтуїтивному та емпіричному управлінню приходять evidence-based підхід, що передбачає ухвалення управлінських рішень на основі систематизованих, емпірично перевірених даних, а не інтуїтивних уявлень чи політичних інтерпретацій [2]. Інструменти добування, оброблення та інтерпретації даних дозволяють не лише оцінювати поточний стан системи, а й прогнозувати її майбутню динаміку, що суттєво розширює горизонти управлінської раціональності. Особливо актуальним це стає в умовах швидких змін зовнішнього середовища, зокрема глобалізації, цифрової конкуренції, нових соціальних ризиків і нестабільних ринків.

Імплементация Data Science в управлінську діяльність супроводжується зміною способу мислення: від лінійного до системного, від реактивного до проактивного, від часткового до цілісного. Разом з тим, зростає роль мультидисциплінарності та аналітичної культури в середовищі управлінців, менеджери, які володіють базовими навичками інтерпретації даних, мають конкурентні переваги у процесі прийняття рішень, побудові стратегій, оптимізації ресурсів та управлінні ризиками.

У той же час широке впровадження Data Science породжує низку викликів. Зокрема йдеться про етичні аспекти використання персональних даних, ризики алгоритмічного упередження, проблему «чорної скриньки» моделей, а також про складність адаптації організацій до data-driven культури. Застосування аналітики вимагає не лише технічної інфраструктури, але й інституційної готовності, наявності компетентних кадрів та відкритості до змін.

У цьому контексті, Data Science постає не просто як набір технологічних рішень, а й як нова управлінська парадигма, яка змінює логіку прийняття рішень, систему оцінювання ефективності та структуру управлінських відносин.

Актуальність статті обумовлена необхідністю систематизації знань про можливості та межі використання технологій Data Science у сфері управління. З одного боку, зростає попит на управлінські рішення, які враховують складну і дещо суперечну реальність кризь призму аналітики. З іншого – з'являються нові виклики щодо якості даних, їх інтерпретованості та відповідальності за наслідки використання автоматизованих систем прийняття рішень.

У процесі написання статті використано комплекс загальнонаукових і спеціалізованих методів. Методологічну основу становить системний підхід, що дозволяє розглядати Data Science як цілісну систему з міждисциплінарними зв'язками. Застосовано методи аналізу та синтезу для узагальнення теоретичних засад аналітики даних, а також порівняльний аналіз – для характеристики методологій CRISP-DM [3], KDD [4], SEMMA [5], TDSP [6] та стандарту ISO/IEC 20546:2019 [7]. Для оцінювання актуальності підходів та практик використано елементи контент-аналізу публікацій, кейс-метод (case study) та елементи експертного оцінювання.

Аналіз останніх досліджень. У сучасних умовах зростаючої складності управлінських середовищ та динамічних змін зовнішнього контексту, Data Science – це не лише сукупність алгоритмів або інструментів, а й нова управлінська логіка, що базується на об'єктивних даних, аналітичній інтерпретації та проактивному моделюванні майбутнього. Як відзначає V. Dhar «Data Science – це не просто технічна галузь, а стратегічний актив, який дає змогу організаціям адаптуватися й процвітати в умовах складного та динамічного середовища [8].

Ключовою рисою сучасного управлінського підходу є орієнтація на evidence-based management, тобто на процес ухвалення рішень, що спираються на емпірично перевірені дані, а не на інтуїцію чи політичні інтерпретації. За словами Pfeffer & Sutton «прийняття рішень на основі доказів формує тісніший зв'язок між аналітикою та стратегією» [9].

Дослідження Brynjolfsson, Hitt & Kim підтвердили, що компанії, які активно впроваджують прийняття рішень на основі даних (data-driven decision-making), демонструють продуктивність на 5-6% вищу від очікуваної, навіть з урахуванням інших капіталовкладень [10]. Таким чином, дані слугують не лише підтримкою, а й джерелом конкурентних переваг та інноваційного прориву.

Як підкреслює T. Davenport «аналітичні лідери вирізняються здатністю широко, системно та послідовно застосовувати дані й кількісний аналіз для досягнення стратегічної переваги» [11].

Однак ефективне впровадження Data Science неможливе без належного рівня аналітичної культури. Дослідники наголошують, що така культура має бути підтримана не лише інфраструктурно, а насамперед управлінським лідерством. Так, з-поміж іншого зазначається, що «...центральним фактором успіху технологічних гігантів була їхня здатність створювати та розвивати культуру, керовану даними. Її можна визначити як операційне середовище, яке прагне використовувати дані завжди і всюди, де це можливо, для підвищення ефективності та результативності бізнесу» [12].

Foster Provost та Tom Fawcett зазначають, що кінцевою метою Data Science є покращення процесу прийняття рішень [13]. Також вони підкреслюють, що менеджери повинні мати достатній рівень аналітичної грамотності щоб ставити правильні запитання й коректно трактувати результати.

David Donoho зазначає, що Data Science виступає як наука про отримання знань із даних, що охоплює всі етапи – від збирання й очищення до моделювання, візуалізації та інтерпретації [14].

Таким чином, коцептуальні основи Data Science в управлінні формуються на перетині аналітичних технологій, організаційного навчання, епістемологічної критики та цифрової етики.

Результати дослідження. Методологія Data Science у процесі прийняття управлінських рішень є не лише технічним інструментарієм, а й цілісною концептуальною рамкою для перетворення емпіричних даних на управлінськи знання.

У контексті інституціоналізації аналітичних процесів у сфері Data Science та статистики цифрової економіки важливого значення набуває стандартизація процедур збору, оброблення, моделювання та впровадження даних у процесі прийняття рішень.

Впродовж останніх десятиліть було розроблено низку методологічних рамок, які структурують етапи аналітичного циклу – від постановки завдання до інтеграції результатів в управлінську практику. Серед них ключовими вважаються: KDD (Knowledge Discovery in Databases – Виявлення знань у базах даних), CRISP DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining – Міжгалузевий стандартний процес добування даних), SEMMA (Sample, Explore, Modify, Model, Assess – Вибірка, дослідження, модифікація, моделювання, оцінювання), TDSP (Team Data Science Process – Командний процес науки про дані), а також міжнародний стандарт ISO/IEC 20546:2019 «Великі дані – огляд і термінологія» («Big Data – Overview and Vocabulary»).

Ідея Моделі KDD, «як міждисциплінарної галузі між штучним інтелектом, базами даних, статистикою та машинним навчанням» виникла наприкінці 1980-х років та фокусується на видобуванні «знань/інформації» із даних як багатоступінчастому процесі. Fayyad U. у 1996 р. дав визначення KDD згідно якого це «нетривіальний процес виявлення достовірних, нових, потенційно корисних та зрозумілих закономірностей у даних» [15]. Модель містить у собі такі фази: відбір релевантних даних (selection), попереднє оброблення (preprocessing), трансформацію (transformation), безпосередньо data mining (видобування знань/інформації) та інтерпретацію результатів (interpretation/evaluation). Цей підхід широко застосовувався у дослідницьких цілях і заклав фундамент подальших моделей, але разом з тим він не охоплює важливі аспекти бізнес-орієнтації, оцінки вартості моделі та її впровадження в реальні процеси [16].

Модель CRISP DM, була розроблена у 1999 р. консорціумом під керівництвом IBM. Ця модель набула поширення в комерційній і державній аналітиці як універсальний індустріальний стандарт. Вона передбачає шість основних етапів:

1. Business Understanding – формалізація завдань;
2. Data Understanding – ознайомлення з даними;
3. Data Preparation – очищення і трансформація;
4. Modeling – побудова моделей;
5. Evaluation – оцінювання ефективності;
6. Deployment – впровадження рішення.

Разом з тим, CRISP DM забезпечує баланс між технічним і бізнес-орієнтованим мисленням [17] та визнається найпоширенішою методологією в data mining [18].

Незважаючи на появу більш адаптивних підходів, CRISP DM залишається домінантною моделлю завдяки своїй гнучкості, методологічній нейтральності та зрозумілій логіці. Новітні адаптації, зокрема такі як CRISP-IM [19] та CASP DM [20] дозволяють моделі інтегруватися в своєрідне agile-середовище та враховувати специфіку аналітичного завдання.

Особливістю методології SEMMA, яка була розроблена корпорацією SAS Institute, є структуризація процесу аналізу даних у вигляді послідовності п'яти етапів: вибірка (Sample), дослідження (Explore), модифікація (Modify), моделювання (Model) та оцінювання (Assess). Основний акцент методології – технічний аспект оброблення даних та побудова моделей. Однак, у SEMMA не враховується стратегічний бізнес-контекст або фаза впровадження. Таким чином методологія SEMMA поступається CRISP DM у гнучкості та інтероперабельності [21].

Методологія TDSP була запропонована компанією Microsoft. TDSP інтегрує фази бізнес-аналізу, інженерії даних, побудови моделей та їх розгортання у вигляді циклічного agile-процесу. TDSP включає наступні етапи: планування (plan), підготовка (prepare), моделювання (model), розгортання (deploy) і моніторинг (monitor), з урахуванням ролей data scientists, data engineers, devops-фахівців. Особливістю цієї методології є інтеграція практик CI/CD, документації проєктів у Git-репозиторіях, а також активна орієнтація на командну взаємодію та проєктне середовище. Станом на 2024 р. ця методологія TDSP вважалася фреймворком з допомогою якого можна управляти повним життєвим циклом моделей в умовах високої складності даних та бізнес-архітектур [22].

За допомогою розробленого Міжнародного стандарту ISO/IEC 20546:2019 «Великі дані – огляд і термінологія» [7] було сформовано термінологічне і концептуальне підґрунтя для опису даних, технологій та ролей у сфері оброблення великих даних, а також визначено ключові характеристики Big Data.

Варто зазначити, що ISO/IEC 20546:2019 інтегрується з іншими стандартами родини ISO/IEC 20547 «Інформаційні технології – Еталонна архітектура великих даних» («Information technology – Big data reference architecture»), тим самим забезпечуючи уніфікацію понять і міжсекторальну сумісність у проєктах цифрової трансформації [23].

Таким чином, методології KDD, CRISP DM, SEMMA, TDSP та стандарт ISO/IEC 20546:2019 репрезентують ключові підходи до організації аналітичного циклу в Data Science, охоплюючи етапи від підготовки даних до впровадження моделей. Найбільш універсальною й адаптивною залишається CRISP DM, яка успішно поєднує бізнес-орієнтованість із технічною глибиною та підтримує agile адаптації. Разом з тим, інтеграція термінологічної бази ISO 20546 і командно-орієнтованого підходу TDSP дозволяє реалізувати сучасні аналітичні рішення в умовах цифрової трансформації.

Вибір конкретної методології повинен враховувати масштаб проєкту, технічні ресурси, рівень підготовки команди та очікувані результати. Застосування Data Science у сфері управління вимагає не лише технологічної підготовки, а й глибокого усвідомлення логіки аналітичного мислення, культури роботи з даними та етичної відповідальності за наслідки прийнятих рішень. У цьому сенсі методологія стає не просто алгоритмом, а стрижнем нової управлінської філософії.

Досліджуючи питання трансформаційного потенціалу аналітики даних у формуванні нової управлінської парадигми варто зауважити, що аналітика даних сьогодні переосмислює управління як стратегічний раціоналізм: рішення перестають базуватися на інтуїції й переходять до системного аналізу великих обсягів інформації.

Відповідно завдяки підходам бізнес-аналітики та аналітики великих даних, організації отримують змогу прогнозувати ринкові тренди, управляти ризика-

ми та підвищувати оперативну ефективність через антикризи [24], тим самим створюючи управлінську культуру, в якій дані служать не пасивними вхідними параметрами, а активними інструментами трансформації бізнесу та розглядаються як стратегічний ресурс, здатний формувати нові управлінські практики й орієнтувати організацію на цінності доказового прийняття рішень (evidence-based management) [25].

Аналітика перестає бути суто технічною функцією – вона набуває статусу «когнітивного активу» організації, інтегруючись у всі рівні управління: від оперативного моніторингу до стратегічного передбачення (predictive foresight) [26]. Це означає, що бізнес не просто «реагує» на дані, а трансформує свою логіку дій відповідно до патернів, трендів і сигналів, виявлених аналітичними системами. У результаті чого організація стає чутливою, самонавчальною і проактивною системою, що постійно адаптує свої управлінські моделі на основі нових даних, залучаючи машинне навчання, когнітивну аналітику та цифрову інтелектуалізацію процесів. Прикладом зазначеного може слугувати досвід Google та Amazon, які демонструють приклади інтеграції аналітики у всі види своєї активності – від визначення цін до персоналізації клієнтського досвіду. Відповідно, такий підхід трансформує класичну вертикальну структуру управління на гібридно-децентралізовану, де аналітичну експертизу інтегровано в бізнес підрозділи [26].

У цьому контексті, варто зазначити, що одним із ключових напрямів застосування Data Science у бізнесі є персоналізований маркетинг, який ґрунтується на аналізі поведінкових патернів споживачів. Використовуючи алгоритми класифікації та методи сегментації, компанії створюють точні профілі клієнтів і таргетують пропозиції з максимальною релевантністю. Дослідження у сфері маркетингу підтвердили, що здатність обробляти дані швидко та якісно корелюється із пришвидшенням бізнесової реакції на ринкові можливості [27].

Разом з тим, управлінський процес модернізується через появу нових управлінських ролей, таких як, наприклад - керівник з даних і аналітики (Chief Data & Analytics Officer), керівник з штучного інтелекту (Head of AI) та інші, що відповідають за інтеграцію аналітики в бізнес-процеси й за етичний вплив [28]. Певною мірою це призводить до культурних зрушень, під час яких акцентується увага на прозорості рішень, довірі до даних та відповідальності при використанні великих даних або ж штучного інтелекту.

Незважаючи на перспективи, така трансформація супроводжується певними проблемами, наприклад, деякі організації зіштовхуються з «темними даними» (dark data), особливістю яких є неструктурованість, швидка накопичувальність та непоміченість без інструментів штучного інтелекту, тим самим знижуючи потенціал інновацій [29]. Це є своєрідним парадоксом управлінських реформ: швидкість перестає бути самоціллю, якщо вона не підтримана культурою (у т.ч. аналітичною), інструментами і стратегіями управління.

Трансформаційний потенціал аналітики полягає в її здатності змінити організаційну екосистему на трьох рівнях (рис.):

Так, на рис. проілюстровано багаторівневий вплив аналітики на організаційну екосистему, тим самим відображаючи її трансформаційний потенціал на трьох взаємопов'язаних рівнях: стратегічному, операційному та культурному. На стратегічному рівні аналітика виконує роль системоутворювального інструменту, де дані сприяють прийняттю раціональних управлінських рішень. Таким чином, аналітика забезпечує обґрунтованість стратегічного планування та під-



Рисунок. Трансформаційний потенціал аналітики

Джерело: сформовано авторами

вищує адаптивність організації до змін у зовнішньому середовищі. На операційному рівні акцентується увага на автоматизації процесів, оптимізації ресурсів і підвищенні ефективності завдяки впровадженню алгоритмічних рішень. Аналітичні моделі на цьому рівні сприяють швидкому реагуванню на внутрішні виклики та забезпечують прозорість рутинних операцій. На культурному рівні аналітика виступає каталізатором організаційних змін, стимулюючи децентралізацію прийняття рішень і розширення участі персоналу в управлінських процесах, тим самим сприяючи формуванню аналітичної культури, в якій дані стають основою колективного знання.

Відтак, у сукупності ці зміни формують своєрідну нову управлінську парадигму, в якій дані сприймаються як стратегічний актив, аналітика – як інструмент трансформації, а нові ролі в аналітичній екосистемі – як своєрідні «агенти» організаційної еволюції.

Такий трьохрівневий підхід дозволяє використовувати аналітику не лише як інструмент оптимізації, а як рушій глибоких структурних змін, що охоплює як формальні управлінські механізми, так і неформальні практики співпраці.

Висновки. Data Science є не лише потужним інструментом підтримки прийняття управлінських рішень, але й фундаментом нової управлінської логіки, яка ґрунтується на даних, прогнозуванні та проактивності. Інтеграція науки про дані в менеджмент змінює характер управлінської діяльності. Сьогодні особливої цінності набуває вміння поєднувати алгоритмічну точність із контекстним розумінням і відповідальністю за наслідки впроваджених рішень.

Разом з тим, ефективне впровадження аналітики даних передбачає створення відповідної екосистеми: наявність цифрової інфраструктури, розвиток компетентностей управлінців, міждисциплінарні команди, дотримання етичних принципів і належна інституційна підтримка. Data Science поступово перестає бути елітарною технологією й перетворюється на базовий елемент управлінської грамотності.

У цьому контексті слід акцентувати увагу на пріоритетності інвестицій в статистичну освіту, популяризації аналітичної культури, розвитку відкритих даних та розробленні регуляторних стандартів та методологій.

Підсумовуючи, доцільно зазначити, що Data Science – це не просто технологічна опція, а невід’ємний чинник успішного функціонування та розвитку сучасних управлінських систем у цифрову епоху.

Список використаних джерел

1. IBM. (2021). What is data science? Retrieved from: <https://www.ibm.com/think/topics/data-science>
2. Маркевич Ю. О. Методологічні орієнтири трансформації управління в системі охорони здоров’я. Наукові записки Львівського університету бізнесу та права. Вип. 44/2025. URL: <https://nzlubp.org.ua/index.php/journal/article/view/1611/1385>; DOI: 10.5281/zenodo.15353149
3. Schröer, C., Kruse F., Gómez J. M. (2021). A Systematic Literature Review on Applying CRISP-DM Process Model. *Procedia Computer Science*, Vol. 181. Retrieved from: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050921002416>; DOI: 10.1016/j.procs.2021.01.199
4. Goodwin, L., VanDyne, M., Lin, S., Talbert, S. (2003). Data mining issues and opportunities for building nursing knowledge. *Journal of Biomedical Informatics*. Volume 36, Issues 4–5. Retrieved from: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1532046403001011>; DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2003.09.020>
5. Data Science PM. (2024). What is SEMMA? Retrieved from: <https://www.data-science-pm.com/semma/>
6. Adopting a data science process framework. Retrieved from: <https://microsoft.github.io/azureml-ops-accelerator/1-MLOpsFoundation/2-SkillsRolesAndResponsibilities/1-AdoptingDSProcess.html>
7. ISO/IEC 20546:2019 «Information technology – Big data – Overview and vocabulary». Retrieved from: <https://www.iso.org/obp/ui/ru/#iso:std:iso-iec:20546:ed-1:v1:en>
8. Dhar, V. (2013). Data science and prediction. *Communications of the ACM*, Volume 56, Issue 12. Retrieved from: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/2500499>; DOI: 10.1145/2500499
9. Pfeffer, J. & Sutton, R. I. (2006). Evidence-based management. Retrieved from: <https://cebma.org/assets/Uploads/Pfeffer-Sutton-Evidence-Based-Management-v2.pdf>
10. NBER. Human Resource Management and Productivity. Retrieved from: <https://www.nber.org/papers/w16019>; DOI: 10.3386/w16019
11. Wild stories: the best of Men’s journal, ten years of great writing. (2002). New York: Crown Publishers. Retrieved from: <https://archive.org/details/wildstoriesbestto0000unse>
12. Dykes, B. (2017). Creating A Data-Driven Culture: Why Leading By Example Is Essential. *Forbes*. Retrieved from: <https://www.forbes.com/sites/brentdykes/2017/10/26/creating-a-data-driven-culture-why-leading-by-example-is-essential/>
13. Провост Ф., Фоусетт Т. Data Science для бізнесу. Як збирати, аналізувати і використовувати дані / пер. з англ. Анастасія Дудченко. 2-ге вид. Київ : Наш формат, 2020. 400 с.
14. Donoho, D. (2017). 50 Years of Data Science. *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 26(4), 745–766. Retrieved from: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/10618600.2017.1384734#d1e1913>; DOI: 10.1080/10618600.2017.1384734
15. Fayyad, U.M., et al. (1996). *From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases*. AAAI Press/The MIT Press, Cambridge. Retrieved from: <https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/knowledge-discovery-in-database>

-
-
16. Shearer, C. (2000). The CRISP-DM Model: The New Blueprint for Data Mining. *Journal of Data Warehousing*, 5, 13-22. Retrieved from: <https://mineraodadedados.wordpress.com/wp-content/uploads/2012/04/the-crisp-dm-model-the-new-blueprint-for-data-mining-shearer-colin.pdf>
 17. Schröer, C., Kruse, F., Gómez, J. C. M. (2021). A Systematic Literature Review on Applying CRISP-DM Process Model. *Procedia Computer Science*, 181:526-534. Retrieved from: https://www.researchgate.net/publication/349527794_A_Systematic_Literature_Review_on_Applying_CRISP-DM_Process_Model; DOI: 10.1016/j.procs.2021.01.199
 18. Ayele, W. Y. (2021). Adapting CRISP-DM for Idea Mining: A Data Mining Process for Generating Ideas Using a Textual Dataset. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*. Retrieved from: <https://arxiv.org/abs/2105.00574>; DOI: 10.48550/arXiv.2105.00574
 19. Plumed, F. M. et al. (2017). CASP-DM: Context Aware Standard Process for Data Mining. Retrieved from: <https://arxiv.org/abs/1709.09003>; DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1709.09003>
 20. Cerullo, C., Porta, M. (2007). A System for Database Visual Querying and Query Visualization: Complementing Text and Graphics to Increase Expressiveness. *Database and Expert Systems Applications, 2007. DEXA '07. 18th International Conference*. Retrieved from: https://www.researchgate.net/publication/4275721_A_System_for_Database_Visual_Querying_and_Query_Visualization_Complementing_Text_and_Graphics_to_Increase_Expressiveness; DOI: 10.1109/DEXA.2007.91
 21. Hamadani, E. Implementing Team Data Science Process in Azure DevOps. *Microsoft Learn*. Retrieved from: <https://learn.microsoft.com/en-us/answers/questions/2116569/implementing-team-data-science-process-in-azure-de>
 22. ISO/IEC 20547-4:2020(en). Information technology – Big data reference architecture – Part 4: Security and privacy. Retrieved from: <https://www.iso.org/obp/ui/ru/#iso:std:iso-iec:20547:-4:ed-1:v1:en>
 23. Udeh, Ch. A. et al. (2024). Big Data Analysis A Review of Its Transformative Big Data Analysis: Role in Modern Business Intelligence. *Computer Science & IT Research Journal*, Vol. 5, Issue 1. Retrieved from: https://www.researchgate.net/publication/377432954_BIG_DATA_ANALYTICS_A_REVIEW_OF_ITS_TRANSFORMATIVE_ROLE_IN_MODERN_BUSINESS_INTELLIGENCE; DOI: 10.51594/csitrj.v5i1.718
 24. Scrum.org. What is Evidence-Based Management? Retrieved from: <https://www.scrum.org/resources/evidence-based-management>
 25. Davenport, T., Guha, A., Grewal, D. et al. (2020). How artificial intelligence will change the future of marketing. *J. of the Acad. Mark. Sci.* 48, 24–42. Retrieved from: <https://link.springer.com/article/10.1007/s11747-019-00696-0>; DOI: 10.1007/s11747-019-00696-0
 26. Hall, A. Revolutionizing Data Management: A New Paradigm for Business Success. Retrieved from: https://aaronhall.com/revolutionizing-data-management-a-new-paradigm-for-business-success/?utm_source=chatgpt.com
 27. Vesterinen, M., Mero, J., & Skippari, M. (2024). Big data analytics capability, marketing agility, and firm performance: a conceptual framework. *Journal of Marketing Theory and Practice*, 33(2), 310–330. Retrieved from: https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/10696679.2024.2322600?utm_source=chatgpt.com#abstract; DOI: 10.1080/10696679.2024.2322600

28. For Vanguard's CDAO and CMO, 'Partnership Is Part of the Job'. The Wall Street Journal. Retrieved from: <https://deloitte.wsj.com/cmo/for-vanguards-cdao-and-cmo-partnership-is-part-of-the-job-436020b7>
29. Hasan, A. (2025). Transforming dark data into AI-driven business value. Retrieved from: https://www.techradar.com/pro/transforming-dark-data-into-ai-driven-business-value?utm_source

References

1. IBM. (2021). What is data science? Retrieved from: <https://www.ibm.com/think/topics/data-science>
2. Markevych Yu. O. (2025). Metodolohichni oriientyry transformatsii upravlinnia v systemi okhorony zdorovia [Methodological guidelines for the transformation of management in the healthcare system]. *Naukovi zapysky Lvivskoho universytetu biznesu ta prava – Scientific notes of the Lviv University of Business and Law*. 44. URL: <https://nzlubp.org.ua/index.php/journal/article/view/1611/1385>; DOI: 10.5281/zenodo.15353149 [in Ukrainian].
3. Schröer, C., Kruse F., Gómez J. M. (2021). A Systematic Literature Review on Applying CRISP-DM Process Model. *Procedia Computer Science*, Vol. 181. Retrieved from: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050921002416>; DOI: 10.1016/j.procs.2021.01.199
4. Goodwin, L., VanDyne, M., Lin, S., Talbert, S. (2003). Data mining issues and opportunities for building nursing knowledge. *Journal of Biomedical Informatics*. Volume 36, Issues 4–5. Retrieved from: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1532046403001011>; DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2003.09.020>
5. Data Science PM. (2024). What is SEMMA? Retrieved from: <https://www.data-science-pm.com/semma/>
6. Adopting a data science process framework. Retrieved from: <https://microsoft.github.io/azureml-ops-accelerator/1-MLOpsFoundation/2-SkillsRolesAndResponsibilities/1-AdoptingDSProcess.html>
7. ISO/IEC 20546:2019 «Information technology – Big data – Overview and vocabulary». Retrieved from: <https://www.iso.org/obp/ui/ru/#iso:std:iso-iec:20546:ed-1:v1:en>
8. Dhar, V. (2013). Data science and prediction. *Communications of the ACM*, Volume 56, Issue 12. Retrieved from: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/2500499>; DOI: 10.1145/2500499
9. Pfeffer, J. & Sutton, R. I. (2006). Evidence-based management. Retrieved from: <https://cebma.org/assets/Uploads/Pfeffer-Sutton-Evidence-Based-Management-v2.pdf>
10. NBER. Human Resource Management and Productivity. Retrieved from: <https://www.nber.org/papers/w16019>; DOI: 10.3386/w16019
11. Wild stories: the best of Men's journal, ten years of great writing. (2002). New York: Crown Publishers. Retrieved from: <https://archive.org/details/wildstoriesbest0000unse>
12. Dykes, B. (2017). Creating A Data-Driven Culture: Why Leading By Example Is Essential. *Forbes*. Retrieved from: <https://www.forbes.com/sites/brentdykes/2017/10/26/creating-a-data-driven-culture-why-leading-by-example-is-essential/>
13. Provost F., Fousett T. *Data Science dlia biznesu. Yak zbyraty, analizuvaty i vykorystovuvaty dani [Data Science for Business. How to Collect, Analyze, and Use Data]*. Kyiv [in Ukrainian].

-
-
14. Donoho, D. (2017). 50 Years of Data Science. *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 26(4), 745–766. Retrieved from: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/10618600.2017.1384734#d1e1913>; DOI: 10.1080/10618600.2017.1384734
 15. Fayyad, U.M., et al. (1996). *From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases*. AAAI Press/The MIT Press, Cambridge. Retrieved from: <https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/knowledge-discovery-in-database>
 16. Shearer, C. (2000). The CRISP-DM Model: The New Blueprint for Data Mining. *Journal of Data Warehousing*, 5, 13-22. Retrieved from: <https://mineraodadedados.wordpress.com/wp-content/uploads/2012/04/the-crisp-dm-model-the-new-blueprint-for-data-mining-shearer-colin.pdf>
 17. Schröer, C., Kruse, F., Gómez, J. C. M. (2021). A Systematic Literature Review on Applying CRISP-DM Process Model. *Procedia Computer Science*, 181:526-534. Retrieved from: https://www.researchgate.net/publication/349527794_A_Systematic_Literature_Review_on_Applying_CRISP-DM_Process_Model; DOI: 10.1016/j.procs.2021.01.199
 18. Ayele, W. Y. (2021). Adapting CRISP-DM for Idea Mining: A Data Mining Process for Generating Ideas Using a Textual Dataset. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*. Retrieved from: <https://arxiv.org/abs/2105.00574>; DOI: 10.48550/arXiv.2105.00574
 19. Plumed, F. M. et al. (2017). CASP-DM: Context Aware Standard Process for Data Mining. Retrieved from: <https://arxiv.org/abs/1709.09003>; DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1709.09003>
 20. Cerullo, C., Porta, M. (2007). A System for Database Visual Querying and Query Visualization: Complementing Text and Graphics to Increase Expressiveness. *Database and Expert Systems Applications, 2007. DEXA '07. 18th International Conference*. Retrieved from: https://www.researchgate.net/publication/4275721_A_System_for_Database_Visual_Querying_and_Query_Visualization_Complementing_Text_and_Graphics_to_Increase_Expressiveness; DOI: 10.1109/DEXA.2007.91
 21. Hamadani, E. Implementing Team Data Science Process in Azure DevOps. *Microsoft Learn*. Retrieved from: <https://learn.microsoft.com/en-us/answers/questions/2116569/implementing-team-data-science-process-in-azure-de>
 22. ISO/IEC 20547-4:2020(en). *Information technology – Big data reference architecture – Part 4: Security and privacy*. Retrieved from: <https://www.iso.org/obp/ui/ru/#iso:std:iso-iec:20547:-4:ed-1:v1:en>
 23. Udeh, Ch. A. et al. (2024). Big Data Analysis A Review of Its Transformative Big Data Analysis: Role in Modern Business Intelligence. *Computer Science & IT Research Journal*, Vol. 5, Issue 1. Retrieved from: https://www.researchgate.net/publication/377432954_BIG_DATA_ANALYTICS_A_REVIEW_OF_ITS_TRANSFORMATIVE_ROLE_IN_MODERN_BUSINESS_INTELLIGENCE; DOI: 10.51594/csitrj.v5i1.718
 24. Scrum.org. What is Evidence-Based Management? Retrieved from: <https://www.scrum.org/resources/evidence-based-management>
 25. Davenport, T., Guha, A., Grewal, D. et al. (2020). How artificial intelligence will change the future of marketing. *J. of the Acad. Mark. Sci.* 48, 24–42. Retrieved from: <https://link.springer.com/article/10.1007/s11747-019-00696-0>; DOI: 10.1007/s11747-019-00696-0
 26. Hall, A. Revolutionizing Data Management: A New Paradigm for Business Success. Retrieved from: https://aaronhall.com/revolutionizing-data-management-a-new-paradigm-for-business-success/?utm_source=chatgpt.com

27. Vesterinen, M., Mero, J., & Skippari, M. (2024). Big data analytics capability, marketing agility, and firm performance: a conceptual framework. *Journal of Marketing Theory and Practice*, 33(2), 310–330. Retrieved from: https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/10696679.2024.2322600?utm_source=chatgpt.com#abstract; DOI: 10.1080/10696679.2024.2322600
28. For Vanguard's CDAO and CMO, 'Partnership Is Part of the Job'. *The Wall Street Journal*. Retrieved from: <https://deloitte.wsj.com/cmo/for-vanguards-cdao-and-cmo-partnership-is-part-of-the-job-436020b7>
29. Hasan, A. (2025). Transforming dark data into AI-driven business value. Retrieved from: https://www.techradar.com/pro/transforming-dark-data-into-ai-driven-business-value?utm_source

Посилання на статтю:

Осауленко О. Г., Горобець О. О., Гринчак Н. А. Data Science у системі управлінських рішень: методологія, практика, трансформація. *Науковий вісник Національної академії статистики, обліку та аудиту: зб. наук. праць*. Спеціальний випуск. 2024. DOI: 10.31767/nasoa.2024.si08

Link to the article:

Osaulyenko O. H., Horobets O. O., Hrynychak N. A. (2025) Data Science u systemi upravlinskykh rishen: metodolohiia, praktyka, transformatsiia [Data Science in Managerial Decision-Making Systems: Methodology, Practice, and Transformation]. *Naukovyi visnyk Natsionalnoi akademii statystyky, obliku ta audytu – Scientific Bulletin of the National Academy of Statistics, Accounting and Audit*. Special. DOI: 10.31767/nasoa.2024.si08 [in Ukrainian]