

Ващасв С.С.,

к. е. н., доцент кафедри математичного моделювання та статистики
КНЕУ імені Вадима Гетьмана

Vashchaiev S.S.,

PhD in Economics, Associate Professor of the Economic
and Mathematical Modelling Department KNEU named after V. Hetman

СИНЕРГИЯ DATA-DRIVEN MANAGEMENT І ТЕОРІЇ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ У СУЧАСНОМУ БІЗНЕСІ

SYNERGY OF DATA-DRIVEN MANAGEMENT AND DECISION-MAKING THEORY IN MODERN BUSINESS

Анотація. У статті досліджено удосконалення технології прийняття управлінських рішень на основі концепції *Data-Driven Management* у середовищах із високим рівнем невизначеності. Обґрунтовано актуальність переходу від інтуїтивного управління до формалізованих моделей, що спираються на аналітичні дані, кількісні критерії та системний аналіз. Особливу увагу приділено проблемам прийняття рішень в ІТ- та R&D-командах, зокрема неузгодженості метрик, складності багатокритеріального оцінювання, обмеженості історичних даних і ризикам суб'єктивності експертних суджень. Запропоновано модель підтримки управлінських рішень, яка поєднує підготовку даних, розрахунок багатокритеріальної функції корисності, моделювання невизначеності методом Монте-Карло та використання генетичного алгоритму для вибору оптимальної альтернативи. Практичне значення дослідження полягає у можливості застосування моделі для пріоритизації задач, оцінювання машинно-навчальних моделей, планування експериментів і створення внутрішніх *decision-support* систем у *Data Science* командах.

Ключові слова: *Data-Driven Management*, управлінські рішення, багатокритеріальна оптимізація, функція корисності, метод Монте-Карло, генетичний алгоритм, підтримка прийняття рішень.

Abstract. The article examines the improvement of management decision-making technology based on the concept of *Data-Driven Management* in environments characterized by a high level of uncertainty. The relevance of shifting from intuitive management practices to formalized models based on analytical data, quantitative criteria, and systems analysis is substantiated. Particular attention is paid to decision-making problems in IT and R&D teams, including inconsistent metrics, the complexity of multi-criteria evaluation, limited historical data, and the risks of subjective expert judgment. The article proposes a decision-support model that combines data preparation, calculation of a multi-criteria utility function, uncertainty modeling using the Monte Carlo method, and the application of a genetic algorithm to select the optimal alternative. The practical value of the study lies in the possibility of applying the proposed model to task prioritization, machine learning model evaluation, experiment planning, and the development of internal *decision-support* systems for *Data Science* teams..

Keywords: *Data-Driven Management, management decisions, multi-criteria optimization, utility function, Monte Carlo method, genetic algorithm, decision support.*

Вступ. У сучасних умовах управлінські рішення дедалі частіше приймаються в середовищі високої невизначеності, швидких змін та значного обсягу даних, що потребує переходу від інтуїтивних підходів до формалізованих моделей управління. Концепція Data-Driven Management набуває особливого значення завдяки можливості використовувати аналітичні дані як основу для оцінювання альтернатив і прогнозування результатів управлінських дій. Водночас у багатьох організаціях, зокрема в українських IT- та R&D-командах, процес прийняття рішень залишається недостатньо структурованим і значною мірою залежить від суб'єктивного досвіду учасників. Це ускладнює ефективний розподіл ресурсів, пріоритизацію задач та оцінювання результативності рішень. Тому удосконалення технології прийняття управлінських рішень на основі концепції Data-Driven Management і методів системного аналізу є актуальним як для розвитку сучасних управлінських підходів, так і для практичної діяльності українських організацій.

Питання використання аналітики даних у процесах управління розглядається у працях багатьох зарубіжних і вітчизняних науковців. Зокрема, G. Shmueli, P. Bruce, M. Stephens та N. Patel у праці *Data Mining for Business Analytics* досліджують застосування методів data mining і business analytics для підтримки управлінських рішень та аналізу бізнес-процесів [1]. Т. Hastie, R. Tibshirani та J. Friedman у роботі *The Elements of Statistical Learning* сформулювали теоретичну основу сучасних методів статистичного навчання, прогнозування та обробки даних, які широко використовуються в data-driven системах [5].

У дослідженні G. Cao, Y. Duan та G. Li [3] проаналізовано взаємозв'язок між використанням бізнес-аналітики та ефективністю прийняття управлінських рішень. Автори доводять, що впровадження аналітичних інструментів позитивно впливає на якість управління та швидкість реагування організацій на зміни середовища. J. Yin та V. Fernández у систематичному огляді [6] узагальнили сучасні напрями розвитку business analytics і визначили ключові тенденції інтеграції аналітичних платформ у процеси управління підприємствами.

Теоретичну основу формалізації процесу вибору альтернатив становлять дослідження з теорії прийняття рішень та очікуваної корисності. Зокрема, L. Mao у роботі [2] розглядає концепцію Maximum Expected Utility як основу раціонального вибору

альтернатив в умовах ризику. Окремі аспекти побудови функції корисності та оцінювання ризику описані у праці S. Hanna [4].

Практичні аспекти впровадження Data-Driven Management у діяльність організацій розглянуто у працях S. Kurpiela та інших авторів [7], де досліджується вплив аналітичних можливостей організації на результати стратегічного планування. Серед українських дослідників увагу привертає робота Н. Гольонко [8], у якій розглянуто трансформацію сучасної управлінської парадигми під впливом концепції Data-Driven Management та цифровізації бізнес-процесів.

Мета статті полягає у обґрунтуванні та розробленні підходу до удосконалення технології прийняття управлінських рішень шляхом впровадження концепції Data-Driven Management із використанням методів математичного моделювання та генетичних алгоритмів.

Вклад основного матеріалу дослідження. Data-Driven Management (DDM) розглядається як підхід, за якого рішення ухвалюються на основі систематично зібраних даних, аналітики та об'єктивних показників, а не лише на інтуїції керівників. За словами I. Shmueli, DDM дозволяє компаніям «перетворювати дані на цінну інформацію та знання, що безпосередньо впливають на ефективність управління» [1]. У той же час теорія прийняття рішень забезпечує формальну основу для обґрунтування вибору між альтернативами, визначення оптимальних стратегій і прогнозування наслідків кожного рішення [3]. Однією з ключових переваг такого підходу є підвищення обґрунтованості управлінських рішень. Аналіз тенденцій, виявлення закономірностей і моделювання сценаріїв дозволяють зменшити рівень невизначеності. Це особливо важливо в умовах швидких змін ринку та високої конкуренції.

Data-Driven Management також змінює роль керівника. Його завдання полягає не лише у прийнятті остаточного рішення, а й у формуванні запитів до даних, визначенні релевантних показників ефективності та інтерпретації результатів аналітики. Водночас аналітичні інструменти не замінюють управлінський досвід – вони доповнюють його.

Впровадження цього підходу потребує відповідної інфраструктури: систем збору та зберігання даних, аналітичних платформ, інструментів візуалізації. Не менш важливою є організаційна культура – готовність працівників працювати з показниками, відкритість до перевірки гіпотез і постійного вдосконалення процесів.

Разом із перевагами існують і обмеження. Дані можуть бути неповними або викривленими, їх інтерпретація – помилковою. Надмірна орієнтація на кількісні показники іноді ігнорує якісні аспекти, зокрема мотивацію персоналу чи репутаційні ризики. Тому ефективно управління передбачає поєднання аналітики з професійним судженням.

У сучасних управлінських командах процес прийняття рішень поступово трансформується у напрямі більшої формалізації та використання data-driven підходів. Для кращого розуміння цієї динаміки нижче наведено узагальнення ключових тенденцій розвитку у період 2022–2025 років (табл. 1).

Таблиця 1

ТЕНДЕНЦІ РОЗВИТКУ DATA-DRIVEN ПІДХОДІВ У 2022–2025 рр.

Тенденція	Прояв у управлінських командах
Збільшення використання LLM	У 2023–2025 роках великі мовні моделі (LLM) стали базовим інструментом для NLP, автоматизації аналітики, генерації коду та підтримки прийняття рішень. R&D-команди переходять від експериментального використання до інтеграції моделей у внутрішні сервіси та бізнес-процеси.
Зростання кількості експериментів	Команди дедалі частіше працюють у форматі безперервних експериментів: тестують нові моделі, промпти, архітектури та сценарії використання. Це підвищує навантаження на процеси оцінювання та пріоритезації альтернатив.
Збільшення витрат на inference	Після переходу від пілотних рішень до production-систем основні витрати зміщуються з навчання моделей на inference-обчислення. Це особливо помітно при використанні LLM та RAG-архітектур.
Перехід до Data-Driven Management	Організації поступово відмовляються від інтуїтивного управління на користь рішень, заснованих на даних, KPI та аналітичних моделях. Це особливо характерно для технологічних і R&D-команд.
Зростання ролі BI та MLOps	Поширення AI-рішень стимулює розвиток BI-систем, MLOps-платформ, моніторингу моделей та автоматизації пайплайнів. Відтворюваність експериментів і контроль якості моделей стають критично важливими.
Потреба у швидшому прийнятті рішень	Через швидку зміну ринку та технологій R&D-команди змушені скорочувати цикл прийняття рішень. Це підвищує попит на автоматизовану аналітику та системи підтримки рішень.

Джерело: розроблено автором.

Поточна практика прийняття рішень базується на поєднанні інтуїтивних та аналітичних підходів, однак жоден із них окремо не забезпечує повної об'єктивності та системності оцінки. Виявлені проблеми формалізації критеріїв:

Неузгодженість метрик – різні команди оцінюють ефективність моделей за різними показниками, що ускладнює порівняння.

Складність багатокритеріальної оцінки – труднощі у формалізації пріоритетів між якістю, вартістю та часом розробки.

Обмежена історія даних – недостатня база для статистичної оцінки ризиків і прогнозування результатів.

На основі виявлених обмежень існуючого підходу виконано систематизацію основних ризиків управлінського процесу (табл. 2).

Таблиця 2

РИЗИКИ ДОСЛІДЖУВАНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ УПРАВЛІННЯ

Тип ризику	Причини	Потенційні наслідки
Помилки в оцінці	Недостатня статистична база, упередженість експертів	Впровадження неефективних моделей, зниження якості продукту
Затримки у прийнятті рішень	Ручний аналіз, багатоступеневе погодження	Втрата конкурентних переваг, пропуск дедлайнів
Неузгодженість рішень	Різні пріоритети команд і стейкхолдерів	Конфлікти між стратегічними цілями, повторна робота

Джерело: розроблено автором за конфіденційними даними підприємства, що досліджувалось.

Із табл. 2 видно, що ключові ризики пов'язані з недостатньою формалізацією процесів оцінки та високою залежністю від експертного судження. Подальший аналіз дозволяє деталізувати основні проблемні аспекти існуючої технології прийняття рішень. Аналіз існуючої технології прийняття рішень дозволяє сформулювати ключову задачу удосконалення: забезпечити більш обґрунтований, прозорий та прогнозований процес вибору стратегій за допомогою інтеграції аналітики та формалізованих моделей. Метою є створення моделі прийняття рішень, яка поєднує:

- Емпіричні дані (результати експериментів моделей, метрики продуктивності, бізнес-показники);
- Кількісні критерії (прибутковість, точність моделей, ризик затримок);
- Пріоритети команди та стейкхолдерів (стратегічні цілі, обмеження ресурсів).

У термінах моделювання задача формулюється як оптимізаційна проблема з обмеженнями та багатокритеріальною функцією корисності, де необхідно вибрати оптимальний набір дій a^* із множини альтернатив A , що максимізує цільову функцію ефективності. Оскільки середовище прийняття рішень характеризується невизначеністю, функція корисності може розглядатися як випадкова величина або оцінюватися через очікуване значення.

Визначені ключові і цільові критерії ефективності представлено в табл. 3.

Таблиця 3

ЦІЛЬОВІ КРИТЕРІЇ ЕФЕКТИВНОСТІ

Критерій	Пояснення	Метрика/показник
Точність моделі	Наскільки обрана модель задовольняє вимоги бізнесу	F1-score, Accuracy, BLEU, ROUGE
Вартість розробки	Ресурси та час, необхідні для реалізації рішення	Люд.-години, обчислювальні витрати
Прогнозована ефективність	Очікуваний вплив на бізнес-процеси	ROI, підвищення KPI, скорочення часу обробки
Ризик	Можливість невідповідності результатів прогнозам	Дисперсія результатів, ймовірність відхилень
Своєчасність	Швидкість прийняття та впровадження рішення	Час від постановки задачі до релізу моделі

Джерело: розроблено автором на основі [3], [6].

Із табл. 3. видно, що оцінювання альтернатив у досліджуваній системі ґрунтується на поєднанні технічних, економічних і часових критеріїв, що дозволяє забезпечити багатовимірний підхід до прийняття управлінських рішень та врахування якості, вартості й ризиків одночасно.

Тож інтегральна функція корисності формується як агрегована оцінка вказаних критеріїв із урахуванням їх вагових коефіцієнтів. При розробці моделі вдосконалення слід враховувати реальні обмеження:

- Ресурси – обмежена кількість аналітиків, розробників та обчислювальних потужностей;
- Час – необхідність ухвалювати рішення в межах спринтів або бізнес-циклів;
- Дані – неповнота, розрізненість та шумність наявних даних;
- Компетенції – рівень навичок команди у статистичному аналізі, машинному навчанні та використанні BI-інструментів.

Запропонована модель має багаторівневу структуру, що поєднує етапи підготовки даних, стохастичного моделювання, оцінки ризику та оптимізаційного вибору рішення. Основні компоненти та їх функції наведено у табл. 4.

Таблиця 4

КОМПОНЕНТИ МОДЕЛІ

Компонент	Призначення	Деталі
Джерела даних	Забезпечують інформаційний фундамент	<ul style="list-style-type: none"> - Внутрішні системи R&D: результати експериментів, метрики моделей, логи продукту - Бізнес-дані: KPI, показники ефективності релізів, ресурси - Зовнішні дані: тренди ринку, відгуки користувачів, конкурентна інформація
Модуль обробки та підготовки даних	Створює базу для багатокритеріальної оцінки	<ul style="list-style-type: none"> - Нормалізація, фільтрація та агрегація метрик - Формування узгоджених таблиць для розрахунку функції корисності - Перевірка якості та повноти даних
Модуль аналітики та моделювання	Формалізує оцінку альтернатив та ризиків	<ul style="list-style-type: none"> - Розрахунок багатокритеріальної функції - Моделювання ризиків та невизначеності через ймовірнісні оцінки та сценарний аналіз - Побудова таблиць порівняння альтернатив, графіків чутливості, діаграм очікуваної ефективності - Використання методів оптимізації: argmax, евристики, Monte Carlo
Модуль прийняття рішень	Вибір оптимальної стратегії на основі критеріїв	<ul style="list-style-type: none"> - Формалізація пріоритетів бізнесу, ресурсних та часових обмежень, допустимого ризику - Алгоритмічний підбір оптимальної альтернативи з урахуванням порогових умов (chance-constrained rules) - Підготовка рекомендацій для менеджменту та команди розробки
Інтерфейс аналітика/BA	Забезпечує доступність та зрозумілість рішень	<ul style="list-style-type: none"> - Візуальні таблиці та графіки для оцінки альтернатив - Інструменти «що-якщо» для перевірки сценаріїв - Можливість інтеграції з BI-дашбордами та звітами для стейкхолдерів

Джерело: розроблено автором.

У реалізації моделі ключовим інженерним рішенням є перехід від ітеративних (циклічних) операцій до векторизованих обчислень із використанням NumPy та pandas. Це дозволяє суттєво підвищити продуктивність системи, особливо при збільшенні кількості альтернатив або симуляцій у Монте-Карло процедурі. Формально розрахунок корисності можна подати у вигляді формули:

$$U = X * w$$

де X – матриця нормалізованих значень критеріїв,
 w – вектор ваг.

Замість поелементного обходу структури даних використовується матрична форма обчислень, що дозволяє бібліотекам низького рівня виконувати операції оптимізовано. Практичний ефект такого підходу полягає в тому, що складність обчислень переходить від явної ітеративної $O(n \ll m)$ логіки до більш ефективної векторизованої форми, де основні операції виконуються пакетно. Це особливо критично для блоку Монте-Карло, де виконується тисячі ітерацій:

$$U(k) = X(k) w, k=1, \dots, N$$

де $U(k)$ – значення функції корисності на k -ій ітерації Монте-Карло;

$X(k)$ – матриця значень нормалізованих критеріїв (або вектор параметрів) на k -ій ітерації;

w – вектор ваг критеріїв;

N – кількість ітерацій (сценаріїв) моделювання;

k – індекс поточної ітерації.

У системі для моделювання невизначеності використовується підхід Монте-Карло, який дозволяє отримати не одне фіксоване значення корисності, а розподіл можливих результатів для кожної альтернативи.

Генетичний алгоритм у даній системі використовується як евристичний метод пошуку найкращої альтернативи в умовах багатокритеріальності та обмежень за ризиком. Його основна роль – не точне оптимізаційне рішення, а ефективне дослідження простору можливих варіантів. У межах задачі кожна альтернатива розглядається як окремий «ген». Тобто, один ген = одна бізнес-альтернатива (наприклад, модель або стратегія); хромосома фактично вироджується до одного елемента, оскільки кожна альтернатива вже є повністю описаним рішенням. Таким чином, класична структура “набір параметрів” замінюється на вибір з

дискретної множини готових варіантів. Популяція формується як набір випадково обраних альтернатив із загального списку. Це дозволяє стартувати алгоритм без додаткового припущення про початкову якість рішень і забезпечує різноманітність пошуку. Фітнес-функція побудована на поєднанні двох компонентів: очікувана корисність (отримана з Монте-Карло симуляції) та обмеження за ризиком (ймовірність перевищення порогу U_{\min}). Альтернативи, які не задовольняють ризикове обмеження, отримують нульову або близьку до нуля придатність. Класичні генетичні алгоритми зазвичай включають оператори кросоверу та мутації. У даній реалізації використовується спрощена схема: кросовер відсутній, а основним оператором є мутація, яка полягає у випадковій заміні поточної альтернативи на іншу з множини допустимих варіантів. Причина такого підходу полягає у природі задачі: простір рішень є дискретним і не має внутрішньої параметризації.

Висновки. Практична користь моделі полягає у можливості використання запропонованої моделі як основи для створення внутрішніх decision-support систем у Data Science командах. Запропонований підхід може бути адаптований для задач пріоритетизації функціональності, оцінки ML-моделей, планування експериментів та підтримки стратегічних управлінських рішень у середовищах із високим рівнем невизначеності. Для подальшого розвитку моделі доцільним є розширення механізмів оцінки залежностей між критеріями, інтеграція реальних історичних даних для автоматичного налаштування параметрів, удосконалення евристичних алгоритмів пошуку та підключення системи до корпоративної ВІ-інфраструктури. Перспективним напрямом також є використання методів машинного навчання для адаптивного коригування ваг критеріїв і прогнозування ефективності альтернатив на основі накопичених даних.

Бібліографічні посилання

1. Shmueli, G., Bruce, P. C., Stephens, M. L., & Patel, N. R. Data Mining for Business Analytics: Concepts, Techniques, and Applications with JMP Pro. – Hoboken, New Jersey : John Wiley & Sons, 2017. – ISBN 9781118877432. – URL: <https://content.e-bookshelf.de/media/reading/L-7771267-0e2ce5cf22.pdf> (дата звернення: 18.12.2025).
2. Mao, L. Maximum Expected Utility and Decision Making. // Blog. – 2021. – URL: <https://leimao.github.io/blog/Maximum-Expected-Utility-Decision-Making> (дата звернення: 18.12.2025).
3. Cao, G., Duan, Y., & Li, G. Linking Business Analytics to Decision Making Effectiveness: A Path Model Analysis. // Journal of Industrial

Engineering and Management. – 2022. – Vol. 15, No. 2. – URL: <https://doi.org/10.3926/jiem.3030> (дата звернення: 18.12.2025).

4. Hanna, S. D. Utility Function $U = \text{Square Root of Wealth}$, Expected Wealth (EW) and Expected Utility (EU) Based on 50 % Chance of Zero Wealth and 50 % Chance of Wealth = \$10,000. // ResearchGate. – 1989. – URL: https://www.researchgate.net/figure/Utility-Function-U-Square-Root-of-Wealth-Expected-Wealth-EW-and-Expected-Utility_fig1_279197095 (дата звернення: 18.12.2025).

5. Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction. Springer, 2009 (2nd ed.). – URL: <https://hastie.su.domains/ElemStatLearn/> (дата звернення: 18.12.2025).

6. Yin, J., & Fernández, V. A Systematic Review on Business Analytics. (Systematic review/working paper). – 2020. – URL: <https://www.econstor.eu/bitstream/10419/261719/1/1741210682.pdf> (дата звернення: 18.12.2025).

7. Kurpiela, S. et al. Linking business analytics affordances to corporate strategic planning outcomes. Information Systems and e-Business Management (Springer), 2024. – URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s10257-023-00661-z> (дата звернення: 18.12.2025).

8. Golionko, N. H. Зміна парадигми управління організацією на основі Data-Driven підходу. – матеріали міжнародної конференції/КНЕУ, 2023. (українською) – URL: <https://ir.kneu.edu.ua/items/c5bbb6a1-8bf0-4b35-8375-8555d5f5ee07> (дата звернення: 18.12.2025).