

УДК 004.89:005.53:004.65

DOI <https://doi.org/10.32782/2412-9208-2026-2-209-221>

INTELLIGENT INFORMATION SYSTEMS FOR SUPPORTING MANAGERIAL DECISIONS

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ІНФОРМАЦІЙНІ СИСТЕМИ ДЛЯ ПІДТРИМКИ УПРАВЛІНСЬКИХ РІШЕНЬ

Olena MARCHENKO,

Senior Lecturer at the Department
of Computer Science and Software
Engineering, National Technical
University of Ukraine "Igor Sikorsky
Kyiv Polytechnic Institute"
37, Beresteyskiy Ave., Kyiv, 03056,
Ukraine

Олена МАРЧЕНКО,

старший викладач кафедри
інформатики та програмної
інженерії,
Національний технічний
університет України «Київський
політехнічний інститут імені Ігоря
Сікорського»
просп. Берестейський, 37, м. Київ,
03056, Україна

marchenko.helene@gmail.com
<https://orcid.org/0000-0001-5754-4920>

ABSTRACT

The article develops a technical approach to designing intelligent information systems for supporting managerial decisions under conditions of large-scale heterogeneous data, multiple criteria, and the need for rapid choice among alternatives. The relevance of the topic is driven by the transition of organizations toward data-centric management, the spread of predictive analytics, knowledge discovery, large-scale data processing, and explainable artificial intelligence. The aim of the study is to formalize the architecture of an intelligent information system, propose a hybrid decision-support model that combines predictive analytics with multi-criteria ranking, and verify its performance through a simulation experiment on research and development portfolio prioritization. The study applies system analysis, structural and functional modeling, data normalization, machine learning, multi-criteria evaluation, scenario-based experimentation, and comparative assessment using ranking quality metrics. The proposed model includes data integration and validation loops, a knowledge base, an analytical core, an explanation subsystem, and a feedback mechanism. Within the experiment, a synthetic dataset of 600 alternatives across 120 decision sessions was generated, which enabled the comparison of rule-based selection, static ranking, gradient boosting, and a hybrid system. The hybrid model improved Top-1 accuracy to 0.867 versus 0.742 for rules and reduced mean regret to 0.0022. The scientific novelty lies in combining predicted utility with integrated multi-criteria scoring and in building a reproducible simulation bench for evaluating decision support quality. The practical significance lies in the ability to apply the proposed approach to project selection, resource allocation, risk management, and priority setting in corporate, research-intensive, and educational management environments.

Key words: *intelligent information systems, decision support systems, managerial decisions, data analysis, big data processing, data mining, research and development, educational management.*

Вступ. Сучасне управління дедалі рідше спирається лише на індивідуальний досвід керівника або на статичні звіти, сформовані постфактум. Зростання обсягу транзакційних, сенсорних, текстових, подієвих і експертних даних, а також необхідність врахування ризику, вартості, очікуваної корисності та часових обмежень роблять процес прийняття рішень багаторівневим і слабо структурованим. У таких умовах інтелектуальні інформаційні системи перетворюються на критичний компонент цифрової інфраструктури управління.

У зарубіжних публікаціях 2021–2025 років простежується чітка еволюція від класичних систем підтримки прийняття рішень до гібридних платформ, що поєднують бізнес-аналітику, прогнозування, машинне навчання, багатокритеріальне оцінювання та пояснювані механізми інтерпретації результатів. Зокрема, у праці Г. Phillips-Wren, М. Daly та F. Burstein показано, що бізнес-аналітика фактично є розвитком парадигми decision support systems і повинна розглядатися як механізм перетворення більшого обсягу даних на глибший інсайт [10]. Дослідження Y. Niu та співавторів демонструє, що оптимізоване керування даними на основі великих даних здатне підвищувати організаційну ефективність і якість аналітичної підтримки [9]. Емпіричні результати L. Li та співавторів засвідчили позитивний вплив використання аналітики великих даних на якість управлінських рішень, причому ключову роль відіграють аналітичні спроможності організації [6]. У роботі F. Wang та співавторів узагальнено еволюцію систем бізнес-аналітики та підкреслено необхідність інтегрованих архітектур, здатних обробляти масивні та неструктуровані дані [13].

У 2023–2025 роках дослідницький фокус змістився в бік пояснюваності, стійкості та комбінування аналітичних підходів. S. Chatterjee та співавтори довели, що аналітика великих даних впливає одночасно на процес прийняття рішень, прогнозування та результативність фірми [3]. S. Nguyen та співавтори продемонстрували потенціал пояснюваного штучного інтелекту в динамічних і конфліктних сценаріях гуманітарної логістики [8]. Узагальнювальний огляд G. Kostopoulos та співавторів показав, що для систем підтримки рішень центральними стають прозорість, довіра та інтерпретованість прогнозів [5]. M. Soori та співавтори підкреслили роль штучного інтелекту в промислових системах прийняття рішень, де необхідні інтеграція сенсорних потоків, оптимізація та прогнозне технічне обслуговування [12]. J. Ram та C. Desgourdes дійшли висновку, що аналітика великих даних підвищує якість рішень у проєктах, але вимагає зрілості управління даними та врахування етич-

них ризиків [11]. A. Handler, K. Larsen та R. Hackathorn звернули увагу на те, що великі мовні моделі є універсальним інструментом підтримки рішень, але породжують нові питання щодо достовірності, доказовості та відповідальності [4].

Окремий напрям становить інтеграція машинного навчання з багатокритеріальним оцінюванням. Q. Ma та H. Li запропонували систему для оцінювання якості постачальників, у якій поєднано агрегування критеріїв і машинне навчання [7]. F. Balaha та співавтори показали, що для сучасних систем підтримки рішень у розумному виробництві визначальною стає інтеграція розподілених джерел даних і метаданих [2]. V. Anderková та співавтори продемонстрували ефективність поєднання пояснюваних методів оцінювання моделей із багатокритеріальним ранжуванням у системах, що працюють на основі даних [1].

Попри значну кількість робіт, відкритими залишаються питання побудови технічно збалансованої архітектури, у якій прогнозний компонент не витісняє експертно-логічний, а дані, правила, знання й ранжування взаємодіють у єдиному контурі. Недостатньо відпрацьованими є також відтворювані експериментальні схеми, що дозволяють порівняти альтернативні механізми прийняття рішень без прив'язки до закритих корпоративних даних.

Мета статті полягає в розробленні технічної моделі інтелектуальної інформаційної системи для підтримки управлінських рішень, що поєднує інструменти прогнозу аналітики, багатокритеріального ранжування та зворотного зв'язку, а також у перевірці її ефективності на імітаційному експерименті з пріоритизації портфеля проєктів досліджень і розроблення.

Для досягнення мети розв'язано такі завдання: 1) проаналізовано сучасні зарубіжні публікації; 2) запропоновано архітектуру системи; 3) формалізовано механізм інтегрального скорингу; 4) побудовано імітаційний стенд; 5) виконано порівняльний аналіз якості ранжування.

В освітньому контексті запропонована модель може бути використана як інструмент підтримки управлінських рішень у закладах вищої освіти, зокрема під час аналізу освітніх програм, розподілу ресурсів, планування науково-освітніх проєктів та обґрунтування пріоритетів розвитку кафедр або факультетів. Також планується впровадження моделі в освітній процес при викладанні дисципліни «*Основи технологій R&D*».

Методи та методики дослідження. Методологія дослідження поєднує теоретичні та обчислювальні процедури. На теоретичному рівні застосовано системний аналіз, порівняльний аналіз літератури, функціональну декомпозицію та структурно-функціональне моделювання архітектури. На прикладному рівні використано нормалізацію критеріїв,

побудову прогнозної моделі корисності, багатокритеріальне ранжування альтернатив і сценарний імітаційний експеримент.

Як предмет експерименту обрано задачу пріоритизації портфеля проєктів досліджень і розроблення. Така задача характерна для корпоративних, інжинірингових і науково-технічних організацій, де потрібно обґрунтовано вибирати між альтернативами за неоднорідними показниками: повнотою даних, узгодженістю джерел, оперативністю отримання інформації, прогнозною впевненістю, вартістю реалізації, ризиком, стратегічною цінністю та експертним консенсусом.

Експериментальна база сформована як синтетичний набір даних із 600 альтернатив, згрупованих у 120 сесій вибору по 5 альтернатив у кожній. Такий формат дозволяє оцінювати не лише точність прогнозу, а й якість ранжування в межах конкретного управлінського вибору. Синтетичні дані було згенеровано так, щоб відтворити реалістичні діапазони показників для інвестиційно-технологічних і науково-дослідних ініціатив. Еталонна корисність формувалася прихованою функцією з нелінійними взаємодіями та стохастичним шумом. Саме цей підхід дав змогу чесно порівняти різні алгоритмічні стратегії за однакових умов.



Рис. 1. Узагальнена архітектура інтелектуальної інформаційної системи для підтримки управлінських рішень

На (рис. 1) подано запропоновану архітектуру, у якій поєднано джерела даних, контур інтеграції та верифікації, сховище й метадані, базу знань, аналітичне ядро, панель рішень і механізм зворотного зв'язку. На відміну від класичних монолітних систем, така схема допускає автономне масштабування підсистем інтеграції, прогнозування та візуалізації.

Нормалізацію критеріїв виконано за схемою min-max. Для критеріїв вигоди використовувалося перетворення

$$x'_{ij} = (x_{ij} - \min x_i) / (\max x_i - \min x_i). \quad (1)$$

Для критеріїв витрат застосовано обернене нормування:

$$x'_{ij} = (\max x_i - x_{ij}) / (\max x_i - \min x_i). \quad (2)$$

Базовий багатокритеріальний скоринг S_{mcdm} визначався як зважена сума нормалізованих критеріїв. Для гібридної системи введено прогнозну оцінку корисності p_j , отриману моделлю градієнтного бустингу, після чого інтегральний бал альтернативи визначався формулою:

$$S^{hybrid}_j = \alpha \cdot p'_j + (1 - \alpha) \cdot S_{mcdm}_j, \text{ де } \alpha = 0,75. \quad (3)$$

Параметр α обрано за результатами калібрування на навчальній підмножині, де спостерігалось найкраще співвідношення між точністю ранжування та стійкістю до шуму. Як прогнозну модель застосовано градієнтний бустинг регресії, оскільки він забезпечує прийнятну інтерпретованість важливості ознак і добре працює з нелінійними залежностями без надмірного ускладнення обчислювального контуру.

Для оцінювання використовувалися метрики Top-1 accuracy, середній regret, Kendall tau та Spearman rho. Перша метрика показує частку сесій, у яких система правильно вибрала найкращу альтернативу. Друга характеризує втрату корисності від помилкового вибору. Дві рангові кореляції відображають узгодженість побудованого ранжування з етalonним порядком альтернатив.

Таблиця 1

Конфігурація імітаційного експерименту

Параметр	Значення
Кількість сесій вибору	120
Кількість альтернатив	600
Альтернатив у сесії	5
Кількість критеріїв	8
Прогнозна модель	градієнтний бустинг регресії
Стратегія інтеграції	0,75 прогноз + 0,25 багатокритеріальний скоринг
Метрики	Top-1 accuracy, mean regret, Kendall tau, Spearman rho
Предметна постановка	пріоритизація проєктів досліджень і розроблення

Результати та дискусії. Перший блок результатів стосується аналізу сучасних зарубіжних публікацій. Узагальнення літератури показало,

що після 2021 року архітектура систем підтримки прийняття рішень суттєво змінилася. Якщо раніше ключовими були моделі даних, правила та візуалізація, то нині на перший план виходять інтеграція гетерогенних джерел, прогнозна аналітика, пояснюваність, стійкість до неякісних даних і комбінування машинного навчання з формалізованими процедурами ранжування.

Таблиця 2

Аналітичний огляд зарубіжних публікацій 2021–2025 років

Джерело	Публікація	Ключовий внесок	Імплікація для цієї роботи
[1]	Phillips-Wren та ін., 2021	BI&A розглядається як розвиток DSS	поглиблення інсайту за рахунок даних
[2]	Niu та ін., 2021	керування даними та організаційний інтелект	необхідність контуру оптимізованого data management
[3]	Li та ін., 2022	аналітика великих даних підвищує якість рішень	критична роль аналітичних спроможностей
[4]	Wang та ін., 2022	інтегрований фреймворк BI&A для епохи великих даних	архітектура має бути модульною та масштабованою
[5]	Chatterjee та ін., 2023	зв'язок BDA з прогнозуванням і результативністю фірми	управлінський ефект багатовимірний
[6]	Nguyen та ін., 2023	пояснюваний штучний інтелект у динамічних сценаріях	потрібні інтерпретованість та адаптивність
[7]	Kostopoulos та ін., 2024	системний огляд пояснюваних DSS	довіра до рекомендацій стає технічною вимогою
[8]	Soori та ін., 2024	AI-DSS в Industry 4.0	поєднання сенсорних потоків, прогнозування і оптимізації
[9]	Ram, Desgourdes, 2024	BDA покращує рішення у проєктах	без зрілості data governance ефект обмежений
[10]	Handler та ін., 2024	великі мовні моделі змінюють постановку DSS	потрібні нові механізми перевірки доказів
[11]	Ma, Li, 2024	комбінація MCDM та ML	гібридна логіка покращує вибір альтернатив
[12]-[13]	Balaha та ін., 2025; Anderková та ін., 2025	інтеграція даних і пояснення моделей	акцент на трасованості даних і прозорості моделі

Систематизація джерел у табл. 2 підтверджує доцільність саме гібридного підходу. По-перше, модель має спиратися на якісно інтегровані дані [9; 13; 2]. По-друге, вона повинна забезпечувати не лише прогноз, а й ранжування за кількома управлінськими критеріями [3; 11; 7]. По-третє, сучасна система підтримки рішень повинна містити механізми пояснення, оскільки без інтерпретованості рекомендація не перетворюється на реальний управлінський інструмент [8; 5; 4; 1].

Другий блок результатів стосується експериментальної перевірки. На (рис. 2) подано порівняння чотирьох підходів за показником правильного вибору найкращої альтернативи. Найкращий результат продемонструвала гібридна система, у якій прогнозна модель корисності поєднувалася з нормалізованим багатокритеріальним скорингом.

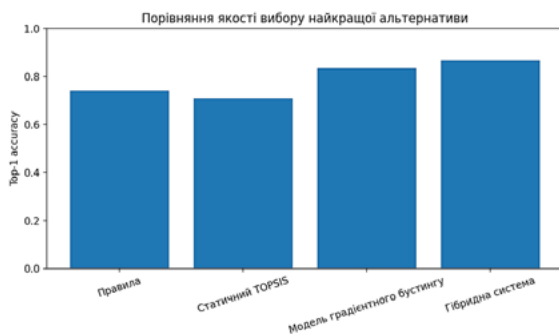


Рис. 2. Частка правильного вибору найкращої альтернативи в межах сесії

Як видно з (рис. 2), правило-орієнтований підхід досягає прийнятного, але обмеженого рівня якості, оскільки не враховує нелінійних залежностей між ознаками. Статичний TOPSIS без прогнозної складової показує ще нижчу результативність у тих сценаріях, де істотними є приховані взаємодії між критеріями. Модель градієнтного бустингу забезпечує помітний приріст якості, а гібридна система дає додатковий ефект завдяки поєднанню статистичного навчання з формалізованим управлінським скорингом.

Числові результати з (табл. 3) показують, що гібридна система підвищила Топ-1 асигасу до 0,867, тобто на 12,5 відсоткового пункту порівняно з правилами. Середній regret знизився до 0,0022, що свідчить про майже повну відсутність втрати корисності навіть у тих випадках, коли ранжування альтернатив було дуже близьким. Додатково спостерігається найвища рангова кореляція з еталонним порядком.

Таблиця 3

Порівняння підходів за метриками ранжування

Підхід	Top-1 accuracy	Mean regret	Kendall tau	Spearman rho
Правила	0.742	0.009	0.727	0.814
Статичний TOPSIS	0.708	0.010	0.687	0.779
Модель градієнтного бустингу	0.833	0.003	0.827	0.892
Гібридна система	0.867	0.002	0.832	0.898

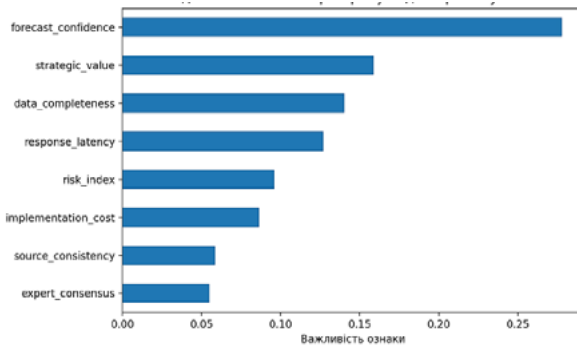


Рис. 3. Відносна важливість критеріїв у моделі градієнтного бустингу

За результатами аналізу важливості ознак (рис. 3) найбільший внесок у прогнозу корисність робили прогнозна впевненість, стратегічна цінність, повнота даних і оперативність відповіді. Це узгоджується з висновками зарубіжних робіт про те, що цінність управлінської аналітики визначається не лише точністю моделі, а й якістю даних та її здатністю підтримувати стратегічний контекст [6; 3; 12; 11].

Таблиця 4 ілюструє логіку інтегрального розрахунку. Наприклад, для альтернативи 5 нормалізований багатокритеріальний скоринг становить 0,224, а нормований прогноз моделі – 0,119. За формулою $S_{\text{hybrid}} = 0,75 \cdot 0,119 + 0,25 \cdot 0,224 = 0,145$. Для альтернативи 2 відповідний розрахунок дорівнює $0,75 \cdot 0,063 + 0,25 \cdot 0,338 = 0,132$. Наведений приклад демонструє, що навіть відносно низький прогноз може бути частково компенсований сильнішою експертно-критеріальною позицією, але остаточний результат все одно формується на користь варіанта з вищою очікуваною корисністю.

Таблиця 4

Фрагмент прикладу розрахунку для однієї сесії вибору

Альтернатива	Повнота даних	Прогнозна впевненість	Стратегічна цінність	Нормований ризик	S_mcdm	p'	S_hybrid
1	0.416	1.000	0.434	0.993	1.000	1.000	1.000
2	0.055	0.470	0.680	1.000	0.338	0.063	0.132
3	0.502	0.296	0.252	0.000	0.042	0.027	0.030
4	1.000	0.078	0.000	0.862	0.000	0.000	0.000
5	0.000	0.000	1.000	0.934	0.224	0.119	0.145

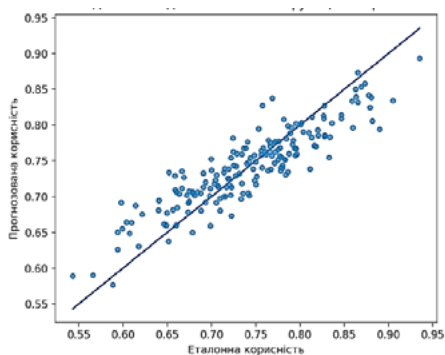


Рис. 4. Узгодження прогнозованої та еталонної корисності на тестовій підмножині

Рисунок 4 підтверджує, що модель градієнтного бустингу відтворює приховану функцію корисності з достатньою точністю для завдань ранжування альтернатив. На тестовій вибірці коефіцієнт детермінації становив 0,782, а середньоквадратична помилка – 0,034. Однак у прикладних умовах одного лише прогнозування недостатньо: управлінське рішення вимагає явної роботи з критеріями, вагами та обмеженнями. Саме тому поєднання прогнозованої оцінки з MCDM-контуром забезпечило вищий фінальний результат.

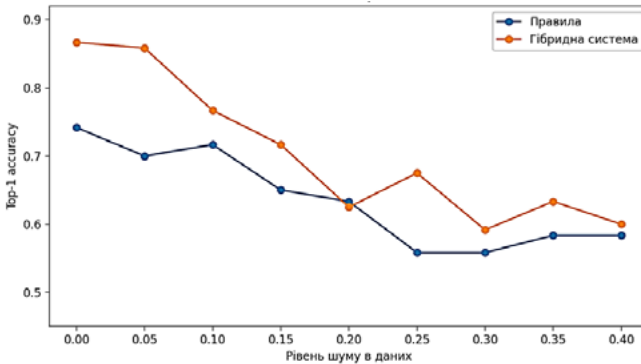


Рис. 5. Стійкість систем до деградації якості даних

На (рис. 5) показано зміну точності при нарощуванні шуму вхідних даних. Гібридна система виявилася стійкішою за правило-орієнтований підхід майже на всьому інтервалі деградації. Це можна пояснити тим, що прогнозний компонент компенсує частину втрат від локальних коливань критеріїв, а багатокритеріальний скоринг, своєю чергою, зберігає формальну керованість рішення навіть тоді, коли статистична модель працює з менш надійними ознаками.

Отримані результати узгоджуються з висновками сучасних досліджень щодо необхідності інтегрувати дані, аналітику та пояснення в єдиному контурі [5; 4; 2; 1]. На відміну від підходів, у яких рекомендація залишається "чорною скринькою", запропонована модель дозволяє трасувати кожен внесок до інтегрального бала та підтримує аудитуваність рішення. Для середовищ досліджень і розроблення це особливо важливо, оскільки рішення часто зачіпають високовартісні портфелі, ризикові технологічні напрями та конфлікт між короткостроковими й стратегічними цілями.

Водночас дослідження має певні обмеження. Імітаційний експеримент не замінює перевірки на реальних корпоративних даних, а результати залежать від структури синтетичної функції корисності. Крім того, у роботі не аналізувалися сценарії потокового оновлення моделі, повноцінний модуль причинного аналізу та інтеграція великих мовних моделей у контур обґрунтування рекомендацій. Саме ці напрями становлять перспективу подальших досліджень.

Висновки. У статті запропоновано добротну технічну модель інтелектуальної інформаційної системи для підтримки управлінських рішень, яка поєднує інтеграцію даних, перевірку їх якості, базу знань, прогнозну аналітику, багатокритеріальний скоринг та контур зворотного зв'язку. На

основі аналізу сучасних зарубіжних публікацій 2021–2025 років встановлено, що провідними тенденціями розвитку таких систем є: модульність архітектури, робота з гетерогенними даними, зростання ролі аналітичних спроможностей, поєднання машинного навчання з формалізованими методами ранжування та обов'язкова пояснюваність рекомендацій.

Імітаційний експеримент з пріоритизації портфеля проектів досліджень і розроблення показав, що гібридна модель, яка комбінує прогнозну оцінку корисності та багатокритеріальний скоринг, перевершує правила, статичне ранжування і окремий прогнозний підхід за якістю вибору найкращої альтернативи. Практичне значення отриманих результатів полягає в можливості перенесення запропонованої схеми на задачі пріоритизації інвестицій, відбору проектів, оптимізації ресурсів, оцінювання постачальників, управління ризиками та інших технічно складних сценаріїв.

Перспективою подальших досліджень є апробація моделі на реальних даних підприємств і дослідницьких організацій, розширення пояснювального контуру, інтеграція причинних моделей та використання генеративних мовних інструментів як допоміжного рівня обґрунтування рішень.

Література

1. Anderková V., Babič F., Paraličová Z., Javorská D. Intelligent System Using Data to Support Decision-Making. *Applied Sciences*. 2025. Vol. 15, No. 14. Art. 7724. DOI: 10.3390/app15147724.
2. Balaha F., Albinali H., Alrabiah H., Ali M., Bahroun Z. An analytical review of data integration for decision support in smart manufacturing. *Decision Analytics Journal*. 2025. Vol. 17. Art. 100647. DOI: 10.1016/j.dajour.2025.100647.
3. Chatterjee S., Chaudhuri R., Gupta S., Sivarajah U., Bag S. Assessing the impact of big data analytics on decision-making processes, forecasting, and performance of a firm. *Technological Forecasting and Social Change*. 2023. Vol. 196. Art. 122824. DOI: 10.1016/j.techfore.2023.122824.
4. Handler A., Larsen K. R., Hackathorn R. Large language models present new questions for decision support. *International Journal of Information Management*. 2024. Vol. 79. Art. 102811. DOI: 10.1016/j.ijinfomgt.2024.102811.
5. Kostopoulos G., Davrazos G., Kotsiantis S. Explainable Artificial Intelligence-Based Decision Support Systems: A Recent Review. *Electronics*. 2024. Vol. 13, No. 14. Art. 2842. DOI: 10.3390/electronics13142842.
6. Li L., Lin J., Ouyang Y., Luo X. Evaluating the impact of big data analytics usage on the decision-making quality of organizations. *Technological Forecasting and Social Change*. 2022. Vol. 175. Art. 121355. DOI: 10.1016/j.techfore.2021.121355.
7. Ma Q., Li H. A decision support system for supplier quality evaluation based on MCDM-aggregation and machine learning. *Expert Systems with Applications*. 2024. Vol. 242. Art. 122746. DOI: 10.1016/j.eswa.2023.122746.
8. Nguyen S., O'Keefe G., Arisian S., Trentelman K., Alahakoon D. Leveraging explainable AI for enhanced decision making in humanitarian logistics: An Adversarial CoevoluTION (ACTION) framework. *International Journal of Disaster Risk Reduction*. 2023. Vol. 97. Art. 104004. DOI: 10.1016/j.ijdr.2023.104004.

9. Niu Y., Ying L., Yang J., Bao M., Sivaparthipan C. B. Organizational business intelligence and decision making using big data analytics. *Information Processing & Management*. 2021. Vol. 58, No. 6. Art. 102725. DOI: 10.1016/j.ipm.2021.102725.

10. Phillips-Wren G., Daly M., Burstein F. Reconciling business intelligence, analytics and decision support systems: More data, deeper insight. *Decision Support Systems*. 2021. Vol. 146. Art. 113560. DOI: 10.1016/j.dss.2021.113560.

11. Ram J., Desgourdes C. Using big data analytics (BDA) for improving decision-making performance in projects. *Journal of Engineering and Technology Management*. 2024. Vol. 74. Art. 101849. DOI: 10.1016/j.jengtecman.2024.101849.

12. Soori M., Ghaleh Jough F. K., Dastres R., Arezoo B. AI-based decision support systems in Industry 4.0, a review. *Journal of Economy and Technology*. 2024. DOI: 10.1016/j.ject.2024.08.005.

13. Wang F., Raisinghani M. S., Mora M., Forrest J. Effective decision support in the big data era: Optimize organizational performance via business intelligence and analytics. *International Journal of Decision Support System Technology*. 2022. Vol. 14, No. 1. P. 1–16. DOI: 10.4018/IJDSST.286683.

References

1. Anderková, V., Babič, F., Paraličová, Z., & Javorská, D. (2025). Intelligent system using data to support decision-making. *Applied Sciences*, 15(14), Article 7724. <https://doi.org/10.3390/app15147724>Balaha, F., Albinali, H.,

2. Alrabiah, H., Ali, M., & Bahroun, Z. (2025). An analytical review of data integration for decision support in smart manufacturing. *Decision Analytics Journal*, 17, Article 100647. <https://doi.org/10.1016/j.dajour.2025.100647>

3. Chatterjee, S., Chaudhuri, R., Gupta, S., Sivarajah, U., & Bag, S. (2023). Assessing the impact of big data analytics on decision-making processes, forecasting, and performance of a firm. *Technological Forecasting and Social Change*, 196, Article 122824. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2023.122824>

4. Handler, A., Larsen, K. R., & Hackathorn, R. (2024). Large language models present new questions for decision support. *International Journal of Information Management*, 79, Article 102811. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2024.102811>

5. Kostopoulos, G., Davrazos, G., & Kotsiantis, S. (2024). Explainable artificial intelligence-based decision support systems: A recent review. *Electronics*, 13(14), Article 2842. <https://doi.org/10.3390/electronics13142842>

6. Li, L., Lin, J., Ouyang, Y., & Luo, X. (2022). Evaluating the impact of big data analytics usage on the decision-making quality of organizations. *Technological Forecasting and Social Change*, 175, Article 121355. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121355>

7. Ma, Q., & Li, H. (2024). A decision support system for supplier quality evaluation based on MCDM-aggregation and machine learning. *Expert Systems with Applications*, 242, Article 122746. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.122746>

8. Nguyen, S., O'Keefe, G., Arisian, S., Trentelman, K., & Alahakoon, D. (2023). Leveraging explainable AI for enhanced decision making in humanitarian logistics: An Adversarial CoevoluTION (ACTION) framework. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 97, Article 104004. <https://doi.org/10.1016/j.ijdr.2023.104004>

9. Niu, Y., Ying, L., Yang, J., Bao, M., & Sivaparthipan, C. B. (2021). Organizational business intelligence and decision making using big data analytics. *Information Processing & Management*, 58(6), Article 102725. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2021.102725>

10. Phillips-Wren, G., Daly, M., & Burstein, F. (2021). Reconciling business intelligence, analytics and decision support systems: More data, deeper insight. *Decision Support Systems*, 146, Article 113560. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2021.113560>

11. Ram, J., & Desgourdes, C. (2024). Using big data analytics (BDA) for improving decision-making performance in projects. *Journal of Engineering and Technology Management*, 74, Article 101849. <https://doi.org/10.1016/j.jengtecman.2024.101849>

12. Soori, M., Ghaleh Jough, F. K., Dastres, R., & Arezoo, B. (2024). AI-based decision support systems in Industry 4.0: A review. *Journal of Economy and Technology*. <https://doi.org/10.1016/j.ject.2024.08.005>

13. Wang, F., Raisinghani, M. S., Mora, M., & Forrest, J. (2022). Effective decision support in the big data era: Optimize organizational performance via *business intelligence and analytics*. *International Journal of Decision Support System Technology*, 14(1), 1–16. <https://doi.org/10.4018/IJDSST.286683>

АНОТАЦІЯ

У статті розроблено технічний підхід до побудови інтелектуальних інформаційних систем для підтримки управлінських рішень в умовах великого обсягу різномірних даних, багатокритеріальності та потреби в оперативному виборі альтернатив. Актуальність теми зумовлена переходом організацій до даних як основи управління, поширенням інструментів прогнозування, інтелектуального аналізу даних, обробки великих даних та пояснюваного штучного інтелекту. Метою дослідження є формалізація архітектури інтелектуальної інформаційної системи, побудова гібридної моделі підтримки рішень, що поєднує прогнозу аналітику та багатокритеріальне ранжування, а також перевірка її працездатності на імітаційному експерименті з пріоритизації портфеля проектів досліджень і розроблення. Використано методи системного аналізу, структурно-функціонального моделювання, нормалізації даних, машинного навчання, багатокритеріального оцінювання, сценарного експерименту та порівняльної оцінки за метриками точності ранжування. Запропонована модель включає контури інтеграції даних, перевірки якості, базу знань, аналітичне ядро, підсистему пояснення та механізм зворотного зв'язку. У межах експерименту сформовано синтетичний набір із 600 альтернатив у 120 сесіях вибору, що дало змогу порівняти правила, статичне ранжування, модель градієнтного бустингу та гібридну систему. Отримано покращення показника Top-1 ассигасу до 0,867 для гібридної моделі проти 0,742 для правил та зменшення середнього regret до 0,0022. Наукова новизна полягає в поєднанні прогнозної оцінки корисності з багатокритеріальним інтегральним скорингом та в побудові відтворюваного імітаційного стенда для оцінювання якості систем підтримки прийняття рішень. Практичне значення полягає в можливості використання підходу для відбору проектів, управління ресурсами, ризиками та пріоритетами в корпоративних, науково-дослідних та освітньо-управлінських середовищах.

Ключові слова: інтелектуальні інформаційні системи, системи підтримки прийняття рішень, управлінські рішення, аналіз даних, обробка великих даних, інтелектуальний аналіз даних, дослідження і розроблення; освітній менеджмент.

Дата першого надходження статті до видання: 22.04.2026

Дата прийняття статті до друку після рецензування: 08.05.2026

Дата публікації (оприлюднення) статті: 30.05.2026



Стаття поширюється на умовах ліцензії відкритого доступу (CC BY 4.0)