

УДК 004.85:005.53

DOI: <https://doi.org/10.32782/2786-8141/2026-16-3>**Горбаченко С. А.**

доктор економічних наук, професор,  
завідувач кафедри штучного інтелекту та математичного моделювання,  
Національний університет «Одеська юридична академія»  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8442-9581>

**Stanislav Horbachenko**

National University «Odesa Law Academy»

**Чепурна О. Є.**

кандидат фізико-математичних наук, доцент,  
доцент кафедри кібербезпеки,  
Національний університет «Одеська юридична академія»  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1432-0799>

**Olena Cherpurna**

National University «Odesa Law Academy»

**Шкрабак Є. В.**

студентка магістратури,  
Національний університет «Одеська юридична академія»  
ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-1862-8898>

**Yelyzaveta Shkrabak**

National University «Odesa Law Academy»

## ІНТЕЛЕКТУАЛІЗАЦІЯ ПРОЦЕСІВ ПІДТРИМКИ УПРАВЛІНСЬКИХ РІШЕНЬ НА ОСНОВІ МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

### MACHINE LEARNING-DRIVEN INTELLIGENT DECISION SUPPORT SYSTEMS IN MANAGEMENT

**Анотація.** Статтю присвячено дослідженню теоретичних засад та практичних механізмів інтелектуалізації систем підтримки управлінських рішень на основі методів машинного навчання (МН). Актуальність проблематики визначається стрімким зростанням обсягів неструктурованих даних, ускладненням управлінських задач та обмеженістю адаптивних можливостей традиційних детерміністичних СППР. Метою дослідження є розробка концепції інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень (ІСППР), що інтегрує алгоритми МН з інструментами пояснюваного штучного інтелекту (ХАІ). На основі систематизації сучасних вітчизняних і зарубіжних наукових джерел класифіковано алгоритми МН за типами управлінських задач: прогнозування попиту, класифікація ризиків, виявлення аномалій, оптимізація ресурсів та аналіз текстових даних. Проведено порівняльний аналіз семи провідних алгоритмів за критеріями точності прогнозування та інтерпретованості результатів, що виявив оптимальне співвідношення зазначених параметрів в ансамблевих методах (XGBoost, Random Forest) у поєднанні з SHAP та LIME. Запропоновано авторську концепцію ІСППР на основі п'ятирівневої архітектури, що охоплює: рівень збору та обробки даних (Data Layer), рівень навчання моделей (ML Engine), рівень генерації рішень (Decision Layer), рівень пояснюваності (XAI Layer) та рівень взаємодії з користувачем (UI/UX Layer). Ключовою інновацією є ХАІ-модуль, який усуває проблему «чорної скриньки» та забезпечує прозорість рекомендацій для управлінського персоналу. Оцінено галузевий потенціал ІСППР у семи секторах економіки; встановлено, що максимальний ефект досягається у фінансовому секторі та охороні здоров'я (25–35% підвищення ефективності). Розроблено трифазний механізм впровадження ІСППР, що мінімізує організаційні ризики цифрової трансформації. Наукова новизна полягає в удосконаленні концептуальних засад ІСППР шляхом комплексної інтеграції алгоритмів глибокого навчання, NLP та ХАІ у єдину управлінську архітектуру, що забезпечує якісно новий рівень прозорості та обґрунтованості рішень.

**Ключові слова:** машинне навчання, системи підтримки прийняття рішень, пояснюваний штучний інтелект, управлінські рішення, глибоке навчання, цифрова трансформація, інтелектуалізація управління, Big Data, прогнозна аналітика.

**Abstract.** The article explores the theoretical foundations and practical mechanisms for the intellectualization of managerial decision support systems through machine learning (ML) methods. The relevance of the research is driven by the rapid growth of unstructured data volumes, increasing complexity of managerial tasks, and the limited adaptive capabilities of traditional deterministic decision support systems (DSSs). The study aims to develop a concept of an Intelligent Decision Support System (IDSS) that integrates ML algorithms with explainable artificial intelligence (XAI) tools. Based on a systematic review of contemporary domestic and international scientific sources, ML algorithms are classified according to types of managerial tasks: demand forecasting, risk classification, anomaly detection, resource optimization and text data analysis. A comparative analysis of seven leading ML algorithms by prediction accuracy and interpretability criteria reveals the optimal balance of these parameters in ensemble methods (XGBoost, Random Forest) combined with SHAP and LIME. An original IDSS concept based on a five-level architecture is proposed, encompassing: a data collection and processing level (Data Layer), a model training



level (ML Engine), a decision generation level (Decision Layer), an interpretability level (XAI Layer) and a user interaction level (UI/UX Layer). The key innovation is the XAI module, which eliminates the black-box problem and ensures transparency of recommendations for management personnel. The sectoral potential of IDSS is assessed across seven economic sectors, with maximum effects identified in the financial sector and healthcare (25–35% efficiency gains). A three-phase IDSS implementation mechanism is developed to minimize organizational risks of digital transformation. The scientific novelty lies in the improvement of the IDSS conceptual framework through comprehensive integration of deep learning algorithms, NLP and XAI into a unified management architecture, ensuring a qualitatively new level of transparency and validity of managerial decisions.

**Keywords:** machine learning, decision support systems, explainable artificial intelligence, managerial decisions, deep learning, digital transformation, management intellectualization, Big Data, predictive analytics.

**Постановка проблеми.** Для сучасного корпоративного управління характерним стало суттєве ускладнення процесів підготовки та прийняття управлінських рішень. Підприємства функціонують у середовищі, де обсяги інформації постійно зростають, а дані формуються одночасно з великої кількості внутрішніх і зовнішніх джерел – інформаційних систем підприємства, цифрових платформ, ринкової аналітики, фінансових сервісів, систем моніторингу та комунікаційного середовища. За таких умов традиційні підходи до аналітичної підтримки менеджменту дедалі частіше виявляються недостатніми для своєчасного опрацювання інформації та формування обґрунтованих управлінських рішень.

Паралельно активно формується запит на інтелектуалізацію управлінських систем підприємств. Особливо гостро ця проблема проявляється у стратегічному управлінні, ризик-менеджменті та прогнозуванні розвитку підприємств, де необхідно враховувати значну кількість взаємопов'язаних факторів, високий рівень невизначеності та динамічну зміну зовнішнього середовища. Класичні системи підтримки прийняття рішень, побудовані переважно на формалізованих правилах і детермінованих алгоритмах, орієнтовані насамперед на роботу зі структурованими даними та типовими сценаріями аналізу. Проте сучасне інформаційне середовище потребує використання інструментів, здатних працювати зі складними багатовимірними даними, виявляти приховані закономірності та адаптуватися до змін у режимі реального часу.

У корпоративному секторі це зумовило зростання інтересу до використання технологій штучного інтелекту та машинного навчання як інструментів аналітичної підтримки менеджменту. Разом із тим практичне впровадження інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень супроводжується низкою проблем, серед яких недостатня пояснюваність алгоритмів, залежність результатів від якості даних та складність інтеграції інтелектуальних моделей у реальні управлінські процеси підприємств.

Попри значний прогрес у технологіях МН, залишаються невирішеними ключові проблеми їхньої інтеграції у корпоративне управління: брак пояснюваності автоматизованих рішень (проблема «чорної скриньки»), складність гібридизації алгоритмів з людиноцентричними управлінськими процесами, нерівномірність галузевого охоплення та відсутність стандартизованих підходів до оцінки економічної ефективності впровадження. Ці виклики визначають актуальність дослідження й обумовлюють необхідність розробки комплексної концепції ІСППР, що поєднує точність МН-алгоритмів з принципами пояснюваного штучного інтелекту.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Проблематика застосування машинного навчання та штучного інтелекту у системах підтримки прийняття рішень останніми роками активно розвивається у межах досліджень з менеджменту, бізнес-аналітики та інформаційних технологій. Значна частина сучасних наукових праць присвячена інтеграції інтелектуальних алгоритмів у процеси корпоративного управління, автоматизації аналітичної діяльності та оцінюванню ефективності управлінських рішень.

Важливе значення для дослідження цифрової трансформації систем управління було опубліковано С. А. Горбаченка, О. Є. Чепурною та А. І. Ігнатенко [1], авторами проаналізовано вплив аналітики великих даних і технологій штучного інтелекту на процеси стратегічного управління підприємствами. В роботі підкреслено, що цифровізація управління змінює підходи до організації аналітичної підтримки менеджменту та формує потребу у використанні нових інструментів підтримки прийняття рішень.

Проблеми інтелектуалізації управлінських систем у цифровій економіці досліджує К. Є. Балабуха [2], яка розглядає штучний інтелект як основу формування адаптивних механізмів корпоративного управління. Авторка відзначає, що використання інтелектуальних алгоритмів сприяє підвищенню оперативності аналітичних процесів та дозволяє ефективніше працювати з великими масивами даних.

Методологічні аспекти використання машинного навчання у задачах управління ризиками висвітлено у праці О. Є. Чепурної [3], де досліджено застосування стохастичного аналізу та моделей машинного навчання для моделювання ризиків інформаційної безпеки й оптимізації управлінських стратегій. Авторкою запропоновано підходи до формування адаптивних механізмів прийняття рішень на основі аналізу ризикових показників.

Окрему увагу на вплив AI-based decision support systems на процеси менеджменту звертає А. Дж. Гога [4], яка досліджує трансформацію управлінських підходів унаслідок інтеграції інтелектуальних алгоритмів у корпоративне середовище. Авторка зазначає, що використання ШІ у системах підтримки прийняття рішень поступово змінює характер аналітичної підтримки менеджменту та підходи до формування стратегічних рішень.

Проблемам пояснюваності інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень присвячені дослідження Г. Костопулоса, Г. Давразоса та С. Коціантіса [5]. У роботі авторів проаналізовано сучасні ХАІ-підходи та показано, що саме пояснюваність алгоритмічних рекомендацій значною мірою визначає рівень довіри менеджменту до автоматизованих систем. Подібної

позиції дотримуються Г. Т. Бондак, С. Г. Станеску та К. А. Йонеску [6], які розглядають прозорість моделей, якість даних та фактор довіри як ключові умови ефективного використання ШІ-орієнтованих систем підтримки прийняття рішень.

Практичні аспекти застосування машинного навчання у прикладних управлінських процесах аналізують Д. Балкан та Г. Акюз [7], досліджуючи використання інтелектуальних алгоритмів у системах закупівель та управління постачанням. Автори відзначають скорочення часу підготовки рішень та підвищення ефективності аналітичних процедур у порівнянні з традиційними підходами.

Системний аналіз моделей організаційного інтелекту представлено у роботі Дж. Касідо та З. Калумпанг [8], де автори звертають увагу на існування розриву між теоретичними можливостями машинного навчання та практикою його впровадження у корпоративному управлінні. На їхню думку, однією з головних причин цього є недостатня адаптація моделей до специфіки реальних управлінських процесів.

Питання впливу сучасних ШІ-технологій на цифрові управлінські процеси досліджує Ану Рао [9], яка аналізує роль генеративного штучного інтелекту та великих мовних моделей у трансформації аналітичної діяльності організацій і підготовці управлінської інформації.

Таким чином, результати сучасних досліджень свідчать про активний розвиток інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень та поступове розширення сфер застосування машинного навчання у менеджменті. Водночас недостатньо дослідженими залишаються питання формування універсальної архітектури ІСППР, поєднання різних класів алгоритмів машинного навчання в єдиному середовищі підтримки рішень, а також забезпечення пояснюваності та адаптивності таких систем до потреб корпоративного управління.

**Мета статті** – розробка концептуальних засад інтелектуальної системи підтримки прийняття управлінських рішень на основі методів машинного навчання, обґрунтування п'ятирівневої функціональної архітектури з модулем пояснюваного штучного інтелекту та визначення практичних механізмів поетапного впровадження у корпоративне управління.

**Виклад основного матеріалу дослідження.** Методи машинного навчання утворюють три функціональні класи, кожен з яких має специфічну область застосування в управлінні. Навчання з учителем (supervised learning) охоплює алгоритми регресії, класифікації та прогнозування часових рядів; навчання без учителя (unsupervised learning) – кластеризацію, вияв-

лення аномалій та зменшення розмірності; навчання з підкріпленням (reinforcement learning) – задачі динамічної оптимізації та адаптивного управління. Реінжиніринг бізнес-процесів у контексті інтелектуалізації підприємств [10] створює необхідне організаційне підґрунтя для впровадження ІСППР, формуючи стандартизовані інформаційні потоки для МН-алгоритмів.

З метою систематизації можливостей різних класів алгоритмів МН для потреб управлінської аналітики проведено їхній порівняльний аналіз за ключовими критеріями: точністю прогнозування, рівнем пояснюваності, типом управлінської задачі та обчислювальною складністю (табл. 1). Результати аналізу базуються на узагальненні даних міжнародних досліджень [11; 12] та власних аналітичних розрахунках авторів.

Аналіз даних таблиці 1 засвідчує, що найвищу точність прогнозування демонструють алгоритми XGBoost (91–95%) та BERT (89–94%). Дослідження [11] підтверджує, що ефективне поєднання людської експертизи та МН-алгоритмів у виробничому менеджменті є передумовою досягнення показників точності у верхньому діапазоні наведених значень. Водночас найкращу пояснюваність результатів забезпечують ансамблеві методи у поєднанні з SHAP-значеннями. Зазначена закономірність підтверджує гіпотезу авторів про необхідність гібридизації алгоритмів точного прогнозування з інструментами ХАІ для потреб корпоративного управління. Робота [14] доводить, що гібридні підходи, що поєднують МН та методи дослідження операцій, суттєво розширюють клас управлінських задач, доступних для автоматизованого вирішення.

Для вирішення виявленої дилеми між точністю та інтерпретованістю авторами запропоновано концепцію ІСППР на основі п'ятирівневої архітектури (рис. 1). ШІ-орієнтовані СППР в промисловості 4.0, детально описані у [12], слугували орієнтиром при розробці концептуальної структури запропонованої системи.

Запропонована архітектура функціонує як замкнена система зворотного зв'язку: дані з рівня 1 проходять послідовне опрацювання та перетворюються на управлінські рекомендації на рівні 3, які, у свою чергу, через ХАІ-модуль (рівень 4) подаються особам, що приймають рішення, у зрозумілій та обґрунтованій формі на рівні 5. Зворотний зв'язок від управлінського персоналу ініціює дообучення моделей, забезпечуючи безперервне вдосконалення системи. Дослідження [15] підтверджує, що саме врахування ризиків впровадження при проектуванні МН-СППР є критично важливим для підприємств, тому до рівня 3 запропонованої ІСППР включено окремий модуль оцінки операційних ризиків.

Таблиця 1 – Порівняльний аналіз алгоритмів машинного навчання за управлінськими задачами

Алгоритм МН	Тип навчання	Управлінська задача	Точність, %	Пояснюваність	Складність
Random Forest	Supervised	Класифікація ризиків	88–93	Висока (SHAP)	Середня
XGBoost	Supervised	Прогнозування попиту	91–95	Середня (LIME)	Середня
LSTM	Supervised	Часові ряди / прогноз	87–92	Низька	Висока
K-Means	Unsupervised	Сегментація клієнтів	–	Середня	Низька
Isolation Forest	Unsupervised	Виявлення аномалій	85–90	Низька	Низька
DQN (RL)	Reinforcement	Оптимізація ресурсів	82–89	Низька	Висока
BERT (NLP)	Transfer	Аналіз документів	89–94	Висока (XAI)	Висока

Джерело: складено авторами на основі [11; 12; 13; 14]

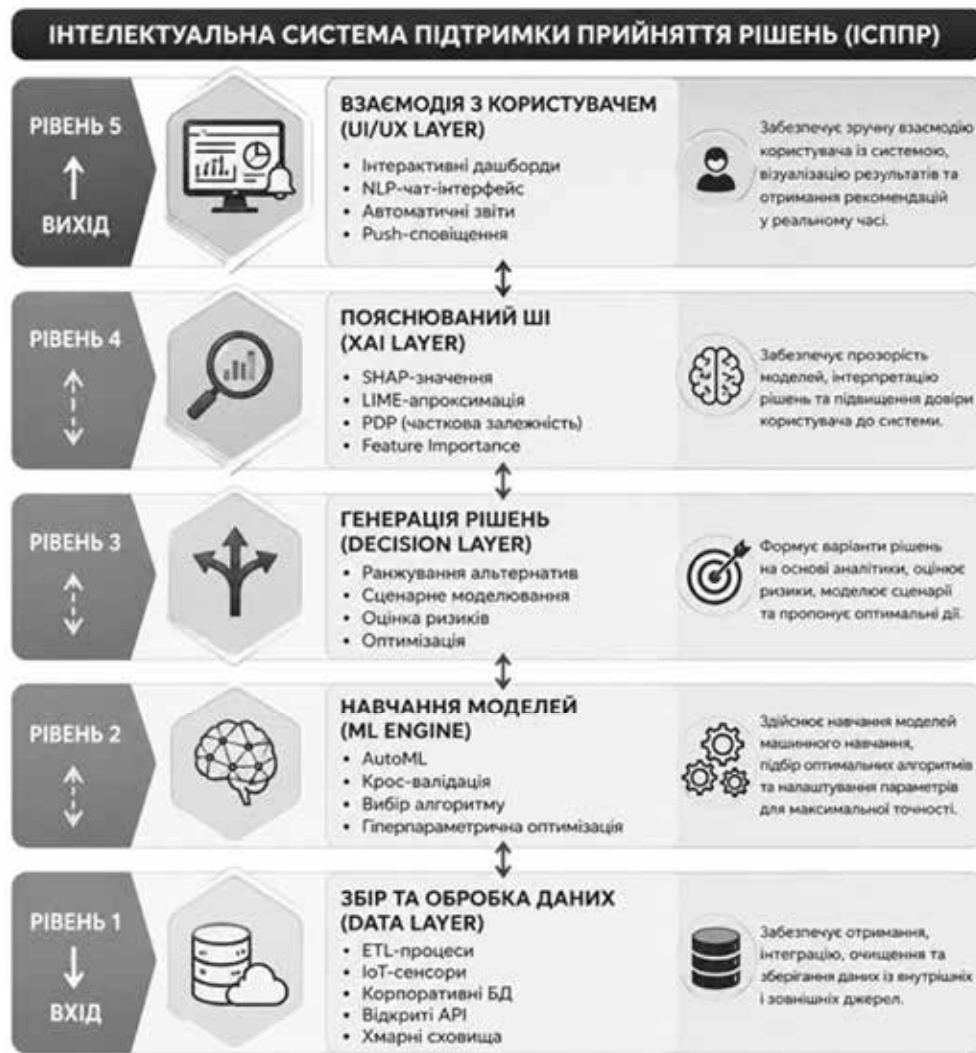


Рисунок 1 – Концептуальна архітектура ІСППР (авторська розробка)

Джерело: авторська розробка

Галузевий потенціал впровадження ІСППР систематизовано у таблиці 2. При формуванні оцінки ефективності враховано результати досліджень галузевих застосувань систем ШІ в будівництві [16], охороні здоров'я [13] та фінансовому секторі на основі даних авторського аналізу.

Дані таблиці 2 підтверджують найвищий потенціал інтелектуалізації у фінансовому секторі та охороні здоров'я (25–35%), що пояснюється структурованістю наявних масивів даних і критичністю точних прогнозів. Кіберфізичний аспект ІСППР потребує окремої уваги: дослідження [17] демонструє, що для задач вибору ШІ-агентів у сфері кібербезпеки та побудови СППР необхідне спеціалізоване структурування вимог до системи відбору й верифікації рішень. Ця теза має безпосереднє значення для проектування захищеності й надійності запропонованої ІСППР.

Впровадження ІСППР у корпоративне управління рекомендується здійснювати у три фази (табл. 3). Трифазний підхід забезпечує поступову адаптацію організаційної структури та персоналу, що є критично важливим з огляду на результати дослідження [6]: опір персоналу та брак довіри до алгоритмічних

рекомендацій є основними бар'єрами впровадження ШІ-СППР.

Оцінка економічного ефекту від впровадження ІСППР здійснюється за трьома групами показників: (1) операційна ефективність – скорочення часу прийняття рішень на 40–60%, зменшення помилок прогнозування на 25–35%; (2) фінансовий ефект – зниження витрат на 15–22%, зростання виручки завдяки оптимізації ціноутворення та управлінню попитом; (3) стратегічний ефект – посилення конкурентної позиції, скорочення time-to-market, підвищення антикризової стійкості. Дані [18–20] свідчать, що 73% організацій, які впроваджують ШІ-рішення, стикаються з дефіцитом компетентностей, що підтверджує пріоритетність розвитку цифрових компетенцій управлінського персоналу в процесі реалізації фаз впровадження ІСППР.

**Висновки.** За результатами проведеного дослідження встановлено, що традиційні системи підтримки прийняття рішень поступово втрачають ефективність в умовах зростання обсягів неструктурованих даних, що об'єктивно зумовлює необхідність їх трансформації із використанням методів машинного навчання. Показано, що застосування ансамблевих алгорит-

Таблиця 2 – Галузевий потенціал впровадження ІСППР

Галузь	Управлінські задачі	Алгоритми МН	Ефект, %
Фінанси	Кредитний ризик, скоринг, шахрайство	XGBoost, Random Forest	28–35
Охорона здоров'я	Підтримка клінічних рішень	ML ensemble, NLP	25–33
Торгівля	Прогноз попиту, цінова оптимізація	XGBoost, LSTM	22–30
Виробництво	Якість, прогноз збоїв обладнання	Isolation Forest, CNN	18–25
Логістика	Маршрутизація, управління запасами	DQN, Genetic Algorithms	20–28
Будівництво	Проактивне управління ризиками	RF, XGBoost, DNN	17–23
Держ. управління	Аналіз ефективності програм	BERT, LDA, k-means	15–20

Джерело: складено авторами на основі [3; 4; 7; 10; 12; 13; 16; 17]

Таблиця 3 – Трифазний механізм впровадження ІСППР у корпоративне управління

Фаза	Термін	Ключові заходи	Результат	KPI
1 – Пілотна	6–12 міс.	Аудит даних, пілотування базових МН-модулів, навчання персоналу	Визначення якості даних, тестові рекомендації	Точність > 80%
2 – Масштабування	12–24 міс.	Інтеграція з ERP/CRM, прогнозна аналітика, ХАІ-модуль (LIME)	Автоматизація до 60% рутинних аналітичних задач	ROI > 120%
3 – Повна інтелектуалізація	24–36 міс.	SHAP-пояснення, NLP-інтерфейс, адаптивне навчання моделей	ІСППР як основний інструмент стратегічного менеджменту	Ефект 20–35%

Джерело: авторська розробка на основі [6; 9; 15]

мів, зокрема XGBoost та Random Forest, у поєднанні з інструментами пояснюваного штучного інтелекту забезпечує прийнятний баланс між точністю моделей і можливістю їх інтерпретації, що є принципово важливим для управлінських задач.

Запропоновано використовувати багаторівневу архітектуру систем підтримки рішень із поясненнями для підвищення прозорості результатів і зменшення проблеми «чорної скриньки». При цьому врахування інструментів аналізу внеску змінних та локальної апроксимації забезпечує більш глибоке розуміння процесу формування рішень і підвищує рівень довіри до них.

У ході дослідження встановлено, що ефективність впровадження інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень має виражену галузеву специфіку. Найбільш суттєві результати спостерігаються у сферах із високим рівнем структурованості даних та критичною залежністю від точності прогнозів, тоді як у публічному секторі ефективність обмежується регуляторними та організаційними чинниками.

Також доведено, що впровадження інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень потребує поетапного підходу, який дозволяє мінімізувати організаційні

ризиків та забезпечити адаптацію персоналу до нових форматів взаємодії з аналітичними системами. Ефективність таких рішень проявляється, зокрема, у скороченні частки рутинних аналітичних операцій та підвищенні загальної результативності управлінських процесів.

Наукова новизна одержаних результатів полягає у розвитку підходів до побудови інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень шляхом інтеграції методів машинного навчання, аналізу даних та інструментів пояснюваності в єдину аналітичну модель, орієнтовану на підвищення обґрунтованості управлінських рішень. Практичне значення дослідження пов'язане з можливістю використання запропонованих підходів для вдосконалення управління підприємствами та підвищення ефективності прийняття рішень в умовах нестабільного середовища.

Перспективи подальших досліджень пов'язані з розробкою методичних підходів до оцінювання готовності підприємств до впровадження інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень, а також із вивченням етичних і правових аспектів автоматизованих управлінських рішень у контексті сучасних регуляторних вимог.

### Бібліографічний список:

- Горбаченко С. А., Чепурна О. Є., Ігнатенко А. І. Цифрова трансформація в менеджменті. вплив штучного інтелекту та аналітики великих даних на прийняття стратегічних рішень. *Бізнес-навігатор*. 2025. № 4(81). С. 481–487. DOI: <https://doi.org/10.32782/business-navigator.81-76>
- Балабуха К. Є. Інтелектуалізація системи управління розвитком підприємств на основі штучного інтелекту в умовах цифрової економіки. *Здобутки економіки, перспективи та інновації*. 2026. № 28. DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.19335315>
- Чепурна О. Є. Математичне моделювання ризиків інформаційної безпеки. застосування стохастичного аналізу та машинного навчання для оптимізації стратегій. *Безпека інформації та інфраструктури інформаційно-комунікаційних систем. міждисциплінарний підхід*. Riga : Liha-Pres, 2025. С. 103–141. DOI: <https://doi.org/10.36059/978-966-397-537-5-4>
- Goga A. J. Impact of AI-Based Decision Support Systems on Managerial Decision-Making in Contemporary Organizations. *Journal of Cultural Analysis and Social Change*. 2025. Vol. 10. No. 4. DOI: <https://doi.org/10.64753/jcasc.v10i4.3117>
- Kostopoulos G., Davrazos G., Kotsiantis S. Explainable artificial intelligence based decision support systems. *Electronics*. 2024. Vol. 13. No. 14. Article 2842. DOI: <https://doi.org/10.3390/electronics13142842>
- Bondac G. T., Stanescu S. G., Ionescu C. A. Decision making in complex systems using AI based decision support. The role of trust, transparency and data quality. *Electronics*. 2026. Vol. 15. No. 2. Article 372. DOI: <https://doi.org/10.3390/electronics15020372>

7. Balkan D., Akyuz G. Artificial intelligence and machine learning in procurement and purchasing decision support. *Artificial Intelligence Review*. 2025. Vol. 58. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10462-025-11336-1>
8. Casido J., Calumpang Z. AI driven decision support. A systematic review of machine learning models in organizational intelligence systems. *International Journal of Multidisciplinary Research in Science, Engineering and Technology*. 2025. Vol. 8. No. 10. DOI: <https://doi.org/10.15680/IJMRSET.2025.0810034>
9. Rao A. Impact of data breaches on user intentions toward GenAI bots. *Journal of Computer Information Systems*. 2026. P. 1–17. DOI: <https://doi.org/10.1080/08874417.2026.2638467>
10. Пілецька С. Т., Коритько Т. Ю. Реінжиніринг бізнес-процесів на основі моделі інформаційного забезпечення. *Економіка та суспільство*. 2025. № 81. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2025-81-37>
11. Sauer C. R., Burggräf P., Steinberg F. Bridging human expertise and machine learning in production management: a case study on ML-based decision support systems to prevent missing parts at assembly. *Production Engineering*. 2025. Vol. 19. No. 2. P. 211–224. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11740-024-01306-x>
12. Soori M., Karimi Ghaleh Jough F., Dastres R., Arezoo B. AI-based decision support systems in Industry 4.0: a review. *Journal of Economy and Technology*. 2026. Vol. 4. No. 2. P. 206–225. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ject.2024.08.005>
13. Lee K. H. et al. Machine learning-based clinical decision support system for treatment recommendation and overall survival prediction of hepatocellular carcinoma: a multi-center study. *npj Digital Medicine*. 2024. Vol. 7. No. 1. Article 2. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41746-023-00976-8>
14. Shokare C. Enhancing Decision Support Systems with Hybrid Machine Learning and Operations Research Models. *Asian Journal of Science, Technology, Engineering, and Art*. 2025. Vol. 3. No. 2. P. 240–253. DOI: <https://doi.org/10.58578/AJSTEAS.v3i2.4933>
15. Namdarzadegan M., Bozorgi Amiri A. Development of a Machine Learning-Based Decision Support System for Smart Technology Selection in Small and Medium-Sized Enterprises Considering Implementation Risks. *Journal of Industrial and Systems Engineering*. 2025. Vol. 17. No. 2. P. 103–131.
16. Zorrilla J., Seijo S., Arenal U., Mena J. R. AI-Driven Decision Support System for Proactive Risk Management in Construction Projects. *Intelligent Infrastructure and Construction*. 2026. Vol. 2. No. 2. Article 4. DOI: <https://doi.org/10.3390/iic2020004>
17. Malatji M. A cybersecurity AI agent selection and decision support framework. arXiv preprint arXiv:2510.01751. 2025. Available at: <https://arxiv.org/abs/2510.01751>
18. Sagetap. The State of AI in Cybersecurity 2026: 264 *Security Leader Decisions*. 2026. Available at: <https://www.sagetap.io/resource/h2-2025-cybersecurity-report>
19. SAPEA. Artificial intelligence in emergency and crisis management. *Rapid Evidence Review Report*. 2025. 104 p. DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.17737962>
20. Stanford Institute for Human Centered Artificial Intelligence. *AI Index Report 2024*. Stanford University, 2024. Available at: <https://aiindex.stanford.edu/report>

### References:

1. Horbachenko S. A., Chepurna O. Ye., Ihnatenko A. I. Digital transformation in management: the influence of artificial intelligence and big data analytics on strategic decision-making. *Business Navigator*. 2025. Vol. 4. No. 81. pp. 481–487. DOI: <https://doi.org/10.32782/business-navigator.81-76>
2. Balabukha K. Ye. Intellectualization of enterprise development management systems based on artificial intelligence in the digital economy. *Achievements of Economy: Prospects and Innovations*. 2026. No. 28. DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.19335315>
3. Chepurna O. Ye. Mathematical modeling of information security risks: application of stochastic analysis and machine learning for strategy optimization. *Information and Infrastructure Security of Information and Communication Systems: Interdisciplinary Approach*. Riga. Liha-Pres. 2025. pp. 103–141. DOI: <https://doi.org/10.36059/978-966-397-537-5-4>
4. Goga A. J. Impact of AI-Based Decision Support Systems on Managerial Decision-Making in Contemporary Organizations. *Journal of Cultural Analysis and Social Change*. 2025. Vol. 10. No. 4. DOI: <https://doi.org/10.64753/jcasc.v10i4.3117>
5. Kostopoulos G., Davrazos G., Kotsiantis S. Explainable artificial intelligence based decision support systems. *Electronics*. 2024. Vol. 13. No. 14. Article 2842. DOI: <https://doi.org/10.3390/electronics13142842>
6. Bondac G. T., Stanescu S. G., Ionescu C. A. Decision making in complex systems using AI based decision support: the role of trust, transparency and data quality. *Electronics*. 2026. Vol. 15. No. 2. Article 372. DOI: <https://doi.org/10.3390/electronics15020372>
7. Balkan D., Akyuz G. Artificial intelligence and machine learning in procurement and purchasing decision support. *Artificial Intelligence Review*. 2025. Vol. 58. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10462-025-11336-1>
8. Casido J., Calumpang Z. AI driven decision support: a systematic review of machine learning models in organizational intelligence systems. *International Journal of Multidisciplinary Research in Science, Engineering and Technology*. 2025. Vol. 8. No. 10. DOI: <https://doi.org/10.15680/IJMRSET.2025.0810034>
9. Rao A. Impact of data breaches on user intentions toward GenAI bots. *Journal of Computer Information Systems*. 2026. pp. 1–17. DOI: <https://doi.org/10.1080/08874417.2026.2638467>
10. Piletska S. T., Korytko T. Yu. Business process reengineering based on the information support model. *Economy and Society*. 2025. No. 81. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2025-81-37>
11. Sauer C. R., Burggräf P., Steinberg F. Bridging human expertise and machine learning in production management: a case study on ML-based decision support systems to prevent missing parts at assembly. *Production Engineering*. 2025. Vol. 19. No. 2. pp. 211–224. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11740-024-01306-x>
12. Soori M., Karimi Ghaleh Jough F., Dastres R., Arezoo B. AI-based decision support systems in Industry 4.0: a review. *Journal of Economy and Technology*. 2026. Vol. 4. No. 2. pp. 206–225. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ject.2024.08.005>
13. Lee K. H. et al. Machine learning-based clinical decision support system for treatment recommendation and overall survival prediction of hepatocellular carcinoma: a multi-center study. *npj Digital Medicine*. 2024. Vol. 7. No. 1. Article 2. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41746-023-00976-8>
14. Shokare C. Enhancing Decision Support Systems with Hybrid Machine Learning and Operations Research Models. *Asian Journal of Science, Technology, Engineering, and Art*. 2025. Vol. 3. No. 2. pp. 240–253. DOI: <https://doi.org/10.58578/AJSTEAS.v3i2.4933>

15. Namdarzadegan M., Bozorgi Amiri A. Development of a Machine Learning-Based Decision Support System for Smart Technology Selection in Small and Medium-Sized Enterprises Considering Implementation Risks. *Journal of Industrial and Systems Engineering*. 2025. Vol. 17. No. 2. pp. 103–131.
16. Zorrilla J., Seijo S., Arenal U., Mena J. R. AI-Driven Decision Support System for Proactive Risk Management in Construction Projects. *Intelligent Infrastructure and Construction*. 2026. Vol. 2. No. 2. Article 4. DOI: <https://doi.org/10.3390/iic2020004>
17. Malatji M. A cybersecurity AI agent selection and decision support framework. arXiv preprint arXiv:2510.01751. 2025. Available at: <https://arxiv.org/abs/2510.01751>
18. Sagnetap. The State of AI in Cybersecurity 2026: 264 *Security Leader Decisions*. 2026. Available at: <https://www.sagnetap.io/resource/h2-2025-cybersecurity-report>
19. SAPEA. Artificial intelligence in emergency and crisis management: *Rapid Evidence Review Report*. 2025. 104 p. DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.17737962>
20. Stanford Institute for Human Centered Artificial Intelligence. *AI Index Report 2024*. Stanford University. 2024. Available at: <https://aiindex.stanford.edu/report>

Стаття отримана: 08.04.2026

Стаття прийнята: 20.05.2026

Стаття опублікована: 03.07.2026