

Ярослав Г. Бондарев*

НЕЙРОМЕРЕЖЕВІ ТЕХНОЛОГІЇ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ УПРАВЛІНСЬКИХ РІШЕНЬ НА ПРОМИСЛОВИХ ПІДПРИЄМСТВАХ

Актуальність дослідження визначається зростаючою складністю управлінських рішень, що приймаються керівниками промислових підприємств України в умовах повномасштабної війни, зношеності основних виробничих фондів, дефіциту кваліфікованих кадрів та високої невизначеності виробничих ситуацій. Традиційні методи підтримки прийняття рішень, засновані на лінійних моделях та експертних оцінках, дедалі частіше виявляються недостатніми для врахування багатofакторних нелінійних залежностей, властивих сучасним виробничим, постачальницьким і логістичним процесам. Нейромережеві технології — інструментарій штучного інтелекту, здатний виявляти такі залежності у великих масивах різномірних даних, — дедалі активніше застосовуються як основа систем підтримки прийняття управлінських рішень на промислових підприємствах. Метою статті є систематизація функціональних напрямів застосування нейромережевих технологій для підтримки прийняття управлінських рішень на промислових підприємствах та обґрунтування етапів впровадження відповідних систем з урахуванням специфіки українських машинобудівних і металургійних підприємств. У дослідженні застосовано методи системного аналізу, порівняння, узагальнення та структурно-логічного моделювання. Розглянуто теоретичні засади штучних нейронних мереж — багатошаровий перцептрон, мережі радіальних базисних функцій, мережі Хопфілда та рекурентні архітектури — та їх придатність для розв'язання управлінських задач промислового підприємства. Систематизовано п'ять функціональних напрямів застосування нейромережевих технологій у системах управління промисловим підприємством: підтримка прийняття управлінських рішень в умовах невизначеності виробничих ситуацій; прогнозування та оптимізація постачальницької і логістичної діяльності; забезпечення функціональної стійкості виробничих процесів через діагностику й локалізацію дефектів; предиктивне обслуговування та контроль якості на металургійних і машинобудівних підприємствах; підтримка операційної ефективності через інтеграцію з цифровими двійниками та великими мовними моделями. Наведено розрахункові оцінки економічного ефекту від впровадження штучного інтелекту на прикладі українських машинобудівних підприємств за ілюстративною моделлю, згідно з якою рентабельність інвестицій (ROI) становить 30,0–45,3 % (у середньому 39,7 %), а прогнозний приріст продуктивності протягом трьох років — 36,7–52,0 %; водночас за офіційною статистикою Держстату частка підприємств України, що використовують технології штучного інтелекту, залишається на рівні лише 5,2–5,4 % упродовж 2022–2024 рр. Визначено ключові виклики впровадження нейромережевих технологій в управління промисловими підприємствами: специфічність галузевих даних, непрозорість алгоритмів типу «чорний ящик», недостатня адаптація моделей до промислових умов, дефіцит кваліфікованих кадрів та високі обчислювальні вимоги. Обґрунтовано послідовність етапів впровадження нейромережевих технологій у систему управління промисловим підприємством — від пілотного проєкту в межах одного функціонального контуру до формування гібридної системи підтримки прийняття рішень, інтегрованої з цифровим двійником підприємства. Результати дослідження можуть бути використані менеджментом промислових підприємств під час розроблення програм цифрової трансформації систем управління, а також науковцями для подальших досліджень у сфері застосування штучного інтелекту в менеджменті.

* Donbas State Engineering Academy, Kramatorsk, Ukraine

Ключові слова: підтримка прийняття управлінських рішень; нейромережеві технології; промислові підприємства; штучний інтелект; системи управління; цифрова трансформація; предиктивне обслуговування.

Табл. 4. Літ. 13.

DOI: 10.32752/1993-6788-2026-1-301-155-165

ORCID: <https://orcid.org/0009-0001-3859-9317>

Yaroslav Bondariev

NEURAL NETWORK TECHNOLOGIES FOR MANAGERIAL DECISION-SUPPORT AT INDUSTRIAL ENTERPRISES

The relevance of the study is determined by the increasing complexity of managerial decisions taken by the management of Ukraine's industrial enterprises under conditions of full-scale war, worn-out fixed production assets, a shortage of qualified personnel, and high uncertainty of production situations. Traditional decision-support methods, based on linear models and expert assessments, are increasingly insufficient to account for the multifactorial nonlinear dependencies inherent in modern production, supply and logistics processes. Neural network technologies — an artificial intelligence toolkit capable of revealing such dependencies in large arrays of heterogeneous data — are increasingly applied as the basis for managerial decision-support systems at industrial enterprises. The purpose of the article is to systematise the functional directions of applying neural network technologies for managerial decision-support at industrial enterprises and to substantiate the stages of implementing such systems, taking into account the specifics of Ukrainian machine-building and metallurgical enterprises. The study applies methods of systemic analysis, comparison, generalisation and structural-logical modelling. The theoretical foundations of artificial neural networks — the multilayer perceptron, radial basis function networks, Hopfield networks and recurrent architectures — and their suitability for solving managerial tasks of an industrial enterprise are examined. Five functional directions of applying neural network technologies in an industrial enterprise's management system are systematised: supporting managerial decision-making under uncertainty of production situations; forecasting and optimising supply and logistics activities; ensuring functional stability of production processes through fault diagnosis and localisation; predictive maintenance and quality control at metallurgical and machine-building enterprises; and supporting operational efficiency through integration with digital twins and large language models. Calculated estimates of the economic effect of implementing artificial intelligence at Ukrainian machine-building enterprises are presented using an illustrative model, according to which the return on investment (ROI) ranges from 30.0% to 45.3% (averaging 39.7%), with a forecast productivity increase of 36.7–52.0% within three years; at the same time, according to official State Statistics Service data, the share of Ukrainian enterprises using artificial intelligence technologies remains as low as 5.2–5.4% throughout 2022–2024. Key challenges of implementing neural network technologies in industrial enterprise management are identified: the sector-specific nature of industrial data, the opacity of "black-box" algorithms, insufficient adaptation of models to industrial conditions, a shortage of qualified personnel, and high computational requirements. A sequence of implementation stages is substantiated — from a pilot project within a single functional area to the formation of a hybrid decision-support system integrated with the enterprise's digital twin. The results can be used by the management of industrial enterprises in developing digital transformation programmes for management systems, as well as by researchers for further studies on the application of artificial intelligence in management.

Keywords: managerial decision-support; neural network technologies; industrial enterprises; artificial intelligence; management systems; digital transformation; predictive maintenance.

Peer-reviewed, approved and placed: 08.07.2026

Постановка проблеми та її зв'язок із важливими науковими та практичними завданнями. Повномасштабна війна, зношеність основних виробничих фондів і дефіцит кваліфікованих управлінських та інженерних кадрів істотно ускладнюють процеси прийняття рішень на промислових підприємствах України. Традиційні методи управління, засновані на лінійних економетричних моделях та експертних оцінках, дедалі частіше виявляються нездатними адекватно відображати нелінійний, багатофакторний характер сучасних виробничих, постачальницьких і логістичних процесів, що ускладнюється зростаючою невизначеністю зовнішнього середовища. У цих умовах системи управління промисловими підприємствами потребують інструментів, здатних оперативно обробляти великі обсяги різномірних даних, виявляти приховані закономірності та формувати обґрунтовані прогнози в умовах ризику. Нейромережеві технології — один із найбільш перспективних напрямів штучного інтелекту — дедалі активніше застосовуються для вирішення таких задач у світовій практиці, однак їх упровадження в системи управління українських промислових підприємств залишається фрагментарним і здебільшого обмежується окремими пілотними проектами в металургії та машинобудуванні. Це зумовлює наукову і практичну потребу в систематизації напрямів застосування нейромережевих технологій у системах управління промисловими підприємствами та визначенні послідовності їх упровадження.

Аналіз останніх публікацій по проблемі. Теоретичні засади штучних нейронних мереж викладено в класичних працях І. Гудфеллоу, Й. Бенджіо та А. Курвіля, які трактують нейронні мережі як сімейство моделей машинного навчання, призначених для апроксимації складних функцій і виявлення багатовимірних залежностей у даних [1], а також С. Хайкіна, який визначає штучну нейронну мережу як адаптивну систему, здатну змінювати свою структуру та параметри в процесі навчання на основі емпіричних даних [2]. Прикладні аспекти застосування нейромережевих моделей в управлінні промисловим підприємством досліджено Т. Ткачовою, яка обґрунтувала нейромережеву модель складного динамічного об'єкта для підтримки прийняття управлінських рішень на машинобудівному підприємстві в умовах невизначеності виробничих ситуацій [3]. Д. Землянський розробив концептуальну модель на основі багатошарового перцептрона для економічного оцінювання постачальницької діяльності підприємств, що інтегрує фінансові, операційні, якісні та маркетингові параметри в єдиний індикатор результативності [4]. О. Постніков та С. Смерічевська показали, що інтеграція технологій аналізу великих баз даних і методів машинного навчання в управління закупівлями суттєво підвищує точність прогнозів та ефективність управління запасами [5]. Н. Судук та І. Герасимович на прикладі кейсів виробничої логістики (прогнозування попиту, управління запасами, внутрішньозаводські перевезення) продемонстрували, що застосування штучного інтелекту, зокрема методів машинного навчання, підвищує точність прогнозів і гнучкість виробничих рішень [6]. О. Пінчук на ілюстративному прикладі підприємств машинобудівної галузі («Пожмашина», «Тітал», MAN Україна, АвтоКрАЗ, Validus) застосував авторську розрахункову модель

оцінювання економічного ефекту впровадження штучного інтелекту, за якою ROI склав 30,0–45,3 % (у середньому 39,7 %), а прогнозний приріст продуктивності протягом трьох років — 36,7–52,0 % [7]. С. Детюк та О. Койфман систематизували виклики інтеграції штучного інтелекту та великих мовних моделей в управління операційною діяльністю металургійних підприємств, зокрема специфічність галузевих даних, непрозорість алгоритмів «чорного ящика» та високі обчислювальні вимоги [8]. А. Собчук та Ю. Олімпієва обґрунтували застосування нейронних мереж — мереж прямого поширення, радіальних базисних функцій, мереж Хопфілда — для діагностики й локалізації дефектів із метою забезпечення функціональної стійкості виробничих процесів промислових підприємств [9]. Р. Бойко, В. Аулін, А. Тихий, С. Карпушин та О. Коваль здійснили комплексний огляд систем підтримки прийняття рішень на основі штучного інтелекту для машинобудівного підприємства в парадигмі Індустрії 4.0, систематизували класи алгоритмів машинного навчання (контрольоване, неконтрольоване, підсилювальне та глибоке навчання) і запропонували послідовність із шести етапів інтеграції ШІ — від аудиту даних до навчання персоналу [10]. А. Лісний на основі офіційної статистики Держстату за 2018–2024 рр. встановив, що частка українських підприємств, які використовують технології штучного інтелекту, залишається стабільно низькою — 5,4 % у 2022 р. і 5,2 % у 2024 р., що свідчить про технологічну інерцію поза межами галузевих лідерів [11]. Водночас питання систематизації функціональних напрямів застосування нейромережових технологій у комплексній системі управління промисловим підприємством та обґрунтування послідовності етапів їх упровадження висвітлено недостатньо, що зумовлює доцільність цього дослідження.

Формулювання цілей дослідження (мета статті). Метою статті є систематизація функціональних напрямів застосування нейромережових технологій для підтримки прийняття управлінських рішень на промислових підприємствах та обґрунтування етапів упровадження відповідних систем. Завдання дослідження: розкрити теоретичні засади основних архітектур штучних нейронних мереж, придатних для побудови систем підтримки прийняття управлінських рішень; систематизувати функціональні напрями, у яких нейромережові технології застосовуються для підтримки таких рішень на промисловому підприємстві; узагальнити емпіричні свідчення економічного ефекту їх упровадження на українських промислових підприємствах; визначити ключові виклики впровадження; обґрунтувати послідовність етапів інтеграції нейромережових систем підтримки рішень у практику управління підприємством.

Виклад основних результатів та їх обґрунтування. Штучна нейронна мережа є адаптивною системою обробки інформації, побудованою за аналогією з біологічними нейронними системами, здатною змінювати свою внутрішню структуру та параметри в процесі навчання на емпіричних даних [2]. Найпоширенішою архітектурою в управлінських задачах є багатoshаровий перцептрон (MLP), що складається з вхідного, одного або кількох прихованих і вихідного шарів; наявність нелінійних функцій активації в прихованих шарах дає змогу апроксимувати складні нелінійні залежності між вхідними та

вихідними параметрами досліджуваного об'єкта [1; 3; 4]. Для задач діагностики стану виробничих систем та локалізації дефектів застосовуються також мережі радіальних базисних функцій та мережі Хопфілда, які дають змогу створювати ієрархію прийняття рішень з урахуванням місця, виду й рівня дефекту, що виник у системі управління [9]. Для систем підтримки рішень, побудованих на глибокому навчанні, Р. Бойко зі співавторами виокремлюють чотири типові архітектури: згорткові нейронні мережі (ЗНМ) — для розпізнавання дефектів на зображеннях; рекурентні нейронні мережі та мережі довготривалої короткочасної пам'яті (РНМ/ДКП) — для аналізу часових рядів і прогнозування стану обладнання; автоенкодери — для виявлення аномалій за умов обмеженої розмітки даних; генеративно-змагальні мережі (ГЗМ) — для розширення навчальних вибірок рідкісними сценаріями [10]. Порівняно з класичними лінійними економетричними моделями та експертними оцінками, нейромережеві моделі мають перевагу у здатності обробляти багатофакторні нелінійні залежності, знижувати суб'єктивність оцінювання та підвищувати точність прогнозування [3; 4].

Вибір конкретного класу алгоритму машинного навчання для системи підтримки рішень визначається характером управлінської задачі та доступністю розмічених даних (табл. 1).

Таблиця 1. Порівняльна характеристика класів алгоритмів машинного навчання для систем підтримки управлінських рішень на промисловому підприємстві, адаптовано автором за [10]

Клас алгоритмів	Переваги	Обмеження	Типові управлінські задачі
Контрольоване навчання	Висока точність за наявності розмічених даних, проста інтерпретація	Потребує великого обсягу розмічених даних	Предиктивне обслуговування, контроль якості [10]
Неконтрольоване навчання	Не потребує розмітки, виявляє приховані патерни	Складна інтерпретація результатів	Виявлення аномалій обладнання, кластеризація процесів [10]
Підсилювальне навчання	Ефективне для динамічних багатокрокових задач	Тривале навчання, ризик небажаної поведінки моделі	Оптимізація логістики, керування технологічною лінією [10]
Глибоке навчання	Обробка складних і великих обсягів даних без ручного відбору ознак	Високі обчислювальні вимоги, ефект «чорної скриньки»	Візуальний контроль якості, прогнозування поломок [10]

Узагальнення проаналізованих джерел дає змогу систематизувати п'ять основних функціональних контурів, у яких нейромережеві технології застосовуються для підтримки прийняття управлінських рішень на промисловому підприємстві.

Перший напрям — підтримка прийняття управлінських рішень в умовах невизначеності виробничих ситуацій. Нейромережева модель дає змогу

представити складний динамічний об'єкт управління (виробничий підрозділ, технологічну лінію) у вигляді системи з кількома прихованими шарами, що апроксимує нелінійний оператор перетворення вхідних сигналів у вихідні, підвищуючи об'єктивність рішень керівників в умовах ризику [3].

Другий напрям — прогнозування та оптимізація постачальницької і логістичної діяльності. Нейромережеві моделі, зокрема на основі багатoshарового перцептрона, дають змогу інтегрувати фінансові, операційні, якісні та маркетингові показники постачальницької діяльності в єдиний індикатор ефективності, підвищуючи точність прогнозів попиту та управління запасами [4; 5; 6].

Третій напрям — забезпечення функціональної стійкості виробничих процесів через діагностику й локалізацію дефектів. Нейронні мережі застосовуються для виявлення прихованих відмов у роботі систем управління та формування глибокої ієрархії прийняття рішень з урахуванням місця, виду та рівня дефекту, що є передумовою безперервності виробничих процесів [9].

Четвертий напрям — предиктивне обслуговування обладнання та автоматизація контролю якості на металургійних і машинобудівних підприємствах. Інтеграція нейромережевих моделей з даними промислового Інтернету речей дає змогу прогнозувати відмови обладнання до їх фактичного настання та автоматизувати контроль якості продукції [7; 8].

Таблиця 2. Систематизація функціональних напрямів застосування нейромережевих технологій для підтримки прийняття управлінських рішень на промисловому підприємстві, систематизовано автором за [3; 4; 5; 6; 7; 8; 9]

Функціональний контур	Типова архітектура ШНМ	Управлінська задача	Очікуваний ефект
Прийняття рішень в умовах невизначеності	Багатoshаровий перцептрон (MLP)	Діагностика та прогнозування проблемних виробничих ситуацій	Підвищення об'єктивності рішень керівника [3]
Постачання і логістика	MLP з інтеграцією фінансових, операційних, якісних параметрів	Оцінювання постачальників, прогнозування попиту, управління запасами	Підвищення точності прогнозів, зниження витрат [4; 5; 6]
Функціональна стійкість процесів	Мережі радіальних базисних функцій, мережі Хопфілда	Діагностика та локалізація дефектів систем управління	Безперервність виробничих процесів [9]
Предиктивне обслуговування і якість	Глибокі нейромережі з даними IoT	Прогнозування відмов обладнання, автоматизація контролю якості	Зростання ROI, зниження простоїв [7; 8]
Операційна ефективність і цифрові двійники	Гібридні системи ШНМ + великі мовні моделі	Моніторинг у реальному часі, кадровий менеджмент, ланцюги постачання	Підвищення адаптивності управління [8]

П'ятий напрям — підтримка операційної ефективності через інтеграцію з цифровими двійниками та великими мовними моделями. Поєднання

нейромережових моделей із цифровими двійниками виробничих об'єктів дає змогу здійснювати моніторинг у реальному часі та вбудовувати обмеження безпеки через прогнозні контрольні моделі, а гібридні системи, що поєднують великі мовні моделі з традиційними методами аналізу, розширюють можливості автоматизованого управління кадровим менеджментом і ланцюгами постачання [8].

Емпіричні оцінки економічного ефекту впровадження штучного інтелекту на українських машинобудівних підприємствах підтверджують практичну доцільність такого напрямку розвитку систем підтримки рішень. О. Пінчук розробив розрахункову модель економічного ефекту ($E_{ai} = (P_{ai} - P_0) + (C_0 - C_{ai})$; $ROI = E_{ai} / C_{ai} \cdot 100\%$) і застосував її на ілюстративному прикладі підприємств «Пожмашина», «Тітал», MAN Україна, АвтоКрАЗ і Validus, де вхідні показники прибутку та витрат до і після впровадження ШІ визначено шляхом прогнозування, а не з фактичної фінансової звітності підприємств (табл. 3) [7].

Таблиця 3. Розрахункові показники економічного ефекту впровадження штучного інтелекту за моделлю О. Пінчука та офіційна статистика поширення ШІ в українському бізнесі, складено автором за [7] (розрахунковий приклад О. Пінчука на змодельованих вхідних даних) та [11] (офіційна статистика Держстату в узагальненні А. Лісного)

Показник	Значення
Підприємства ілюстративного розрахунку	«Пожмашина», «Тітал», MAN Україна, АвтоКрАЗ, Validus
Рентабельність інвестицій (ROI) від упровадження ШІ — діапазон / середнє	30,0-45,3 % / 39,7 %
Прогнозне зростання продуктивності протягом 3 років - діапазон	36,7-52,0 %
Частка підприємств України, що використовують технології ШІ, 2022 р. (офіційна статистика Держстату)	5,4 %
Частка підприємств України, що використовують технології ШІ, 2024 р. (офіційна статистика Держстату)	5,2 %

Наведені в табл. 3 показники ілюструють позитивний, хоч і неоднорідний ефект упровадження ШІ на рівні окремих підприємств: найвищий економічний ефект у грошовому вимірі (75 млн грн) отримано на найбільшому з розглянутих підприємств (MAN Україна), а найвищий ROI (45,3 %) - на середньому за розміром підприємстві («Тітал») за рахунок ефективнішого використання інвестицій. Оскільки вхідні дані моделі Пінчука є розрахунковими, а не фактичними фінансовими показниками підприємств, ці результати варто розглядати як ілюстрацію застосовності запропонованої методики оцінювання, а не як підтверджений галузевий норматив. Значно красномовнішим є офіційний показник Держстату: частка підприємств України, що використовують технології штучного інтелекту, залишається на рівні 5,2-5,4 % упродовж 2022-2024 рр. і практично не зростає, що А. Лісний трактує як ознаку технологічної інерції - лідери впровадили ШІ-рішення ще до війни, тоді як решта бізнесу не має ресурсів чи розуміння переваг для

масштабування [11]. Це підтверджує висновок, зроблений і на матеріалах промисловості: розрахунковий потенціал нейромережових рішень (ROI 30-45 %) на порядок випереджає фактичний масштаб їх поширення в економіці [11; 12; 13].

Систематизація викликів упровадження нейромережових технологій у системи управління промисловими підприємствами дає змогу виділити такі основні бар'єри: специфічність галузевих даних і термінології, яка ускладнює перенесення готових моделей між підприємствами різних підгалузей; непрозорість алгоритмів типу «чорний ящик», що знижує довіру керівників до рекомендацій моделі та ускладнює обґрунтування управлінських рішень; недостатня адаптація універсальних моделей до промислових умов і специфіки конкретного виробничого об'єкта; високі обчислювальні вимоги та проблеми обробки даних у реальному часі; дефіцит кваліфікованих кадрів, здатних поєднувати інженерно-технологічну експертизу з компетенціями у сфері аналізу даних, а також необхідність культурних змін і розвитку персоналу, що обслуговує такі системи [8].

Р. Бойко зі співавторами на основі узагальнення практики впровадження систем підтримки рішень на машинобудівних підприємствах запропонували послідовність із шести етапів інтеграції штучного інтелекту, яка охоплює весь цикл — від аудиту даних до організаційної адаптації персоналу (табл. 4) [10].

Таблиця 4. Етапи впровадження нейромережових систем підтримки прийняття управлінських рішень на машинобудівному підприємстві, адаптовано автором за [10]

Етап	Зміст етапу	Ключові завдання	Очікуваний результат
1	Аудит даних та IT-інфраструктури	Оцінювання наявних даних (логи обладнання, дані систем управління операціями), виявлення прогалів, вибір локального чи хмарного середовища	Готовність вхідних даних до подальшої обробки
2	Формування «озера даних» (Data Lake)	Побудова єдиного сховища різномірної інформації, попередня обробка (ETL/ELT) з урахуванням промислових протоколів і форматів	Уніфікований масив даних для навчання моделей
3	Розробка та навчання моделей	Вибір класу алгоритмів (ЗНМ, РНМ/ДКП, ГЗМ, автоенкодер) залежно від типу задачі, навчання та валідація на історичних даних	Модель із заданою точністю прогнозування
4	Розгортання та інтеграція	Контейнеризація (Docker, Kubernetes), потокова обробка (Apache Flink/Storm), зв'язок із системами управління виробничими операціями	Робота моделі в реальному виробничому середовищі
5	Тестування та валідація	Перевірка коректності прогнозів, швидкості формування рекомендацій, донавчання моделей за потреби	Підтверджена надійність рекомендацій системи
6	Навчання персоналу і підтримка культури змін	Тренінги, воркшопи, формування каналів зворотного зв'язку з операторами й керівниками	Організаційна готовність до використання системи

Для систем, орієнтованих саме на підтримку управлінських рішень (а не лише на технічну автоматизацію), етапи 3-4 доцільно доповнити гібридизацією нейромережових і класичних економетричних методів для підвищення інтерпретованості результатів [8], а на завершальному етапі — інтеграцією з цифровим двійником виробничих процесів для моніторингу й прогнозування в реальному часі [8]. Послідовна реалізація цих етапів дає змогу знижувати ризики впровадження та поступово нарощувати організаційну готовність підприємства до використання інтелектуальних систем підтримки управлінських рішень.

Висновки та перспективи подальших досліджень. Проведене дослідження підтверджує, що нейромережові технології становлять перспективний інструментарій підтримки прийняття управлінських рішень на промислових підприємствах України, здатний підвищити обґрунтованість таких рішень в умовах зростаючої невизначеності виробничого середовища. Систематизація функціональних контурів, у яких нейромережові технології застосовуються для підтримки рішень, — оперативного управління виробничими ситуаціями, постачання й логістики, забезпечення функціональної стійкості процесів, предиктивного обслуговування та інтеграції з цифровими двійниками — засвідчує, що потенціал таких систем виходить далеко за межі окремих функцій і охоплює прийняття рішень на всіх рівнях управління підприємством. Розрахункові оцінки економічного ефекту за ілюстративною моделлю (середній ROI 39,7 % на прикладі українських машинобудівних підприємств) підтверджують принципову практичну доцільність впровадження нейромережових рішень, водночас офіційна статистика Держстату — лише 5,2–5,4 % підприємств України використовують технології штучного інтелекту — вказує на значний розрив між цим потенціалом і фактичним масштабом впровадження. Практично орієнтованою основою для подолання цього розриву може слугувати шестистапна модель інтеграції ШІ (аудит даних → формування «озера даних» → розробка моделей → розгортання → тестування → навчання персоналу), апробована на машинобудівних підприємствах [10] і доповнена в цьому дослідженні гібридизацією з класичними методами та інтеграцією з цифровим двійником для потреб саме управлінського, а не лише технічного застосування. Перспективи подальших досліджень пов'язані з розробленням кількісної методики оцінювання готовності промислового підприємства до впровадження нейромережових технологій управління та з емпіричним дослідженням ефективності гібридних систем підтримки прийняття рішень на прикладі окремих галузей української промисловості.

Подяки, фінансування та конфлікт інтересів. Дослідження виконано без залучення зовнішнього фінансування. Автор заявляє про відсутність конфлікту інтересів.

1. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. Cambridge, MA : MIT Press, 2016. 775 p.
2. Haykin S. Neural Networks and Learning Machines. 3rd ed. New York : Pearson, 2008. 936 p.
3. Ткачова Т. С. Нейромережова модель для ефективності прийняття управлінських рішень на машинобудівному підприємстві. Вісник Сумського державного університету. Серія «Економіка». 2020. № 3. С. 327–333. DOI: 10.21272/1817-9215.2020.3-37

4. Землянський Д. І. Нейромережеві підходи до оцінювання постачальницької діяльності підприємств в умовах цифрової трансформації. Економіка та суспільство. 2025. Вип. 78. DOI: 10.32782/2524-0072/2025-78-117
5. Постніков О. О., Смерічевська С. В. Трансформація аналітики великих баз даних в управлінні закупівлями з розвитком штучного інтелекту. Вісник економічної науки України. 2023. № 1 (44). С. 77–85.
6. Судук Н. В., Герасимович І. В. Застосування штучного інтелекту у виробничій логістиці: сучасні практики та перспективи розвитку. Економіка та суспільство. 2025. Вип. 73. DOI: 10.32782/2524-0072/2025-73-40
7. Пінчук О. Штучний інтелект як інструмент розвитку інновацій у машинобудуванні. Економіка та суспільство. 2025. Вип. 77. DOI: 10.32782/2524-0072/2025-77-109
8. Детюк С., Койфман О. Штучний інтелект для управління ефективністю операційної діяльності металургійного підприємства: огляд сучасних підходів, технологій та викликів. Науковий журнал Метінвест Політехніки. Серія: Технічні науки. 2025. № 4. С. 87–93. DOI: 10.32782/3041-2080/2025-4-11
9. Собчук А. В., Олімпієва Ю. І. Застосування нейромереж для забезпечення функціональної стійкості виробничих процесів. Телекомунікаційні та інформаційні технології. 2020. № 2. С. 13–28. DOI: 10.31673/2412-4338.2020.021328
10. Бойко Р. Ю., Аулін В. В., Тихий А. А., Карпушин С. О., Коваль О. П. Інтеграція штучного інтелекту в системи підтримки прийняття рішень в оптимізації виробничих процесів машинобудівного підприємства на прикладі машинного навчання. Центральнотраїнський науковий вісник. Технічні науки. 2024. Вип. 10(41), ч. II. С. 95–103. DOI: 10.32515/2664-262X.2024.10(41).2.95-103
11. Лісний А. Я. Цифрова трансформація як драйвер конкурентоспроможності підприємств в умовах економічної нестабільності. Інноваційна економіка. 2025. № 2. С. 120–127. DOI: 10.37332/2309-1533.2025.2.13
12. Інноваційна діяльність промислових підприємств в Україні під час повномасштабної війни : аналіт. записка. Київ : Національний інститут стратегічних досліджень, 2025. URL: https://niss.gov.ua/sites/default/files/2025-11/az_innovacii_prom_pidpriemstv-2025_24112025.pdf
13. Інноваційна діяльність підприємств : офіц. стат. інформація. Державна служба статистики України. URL: <https://stat.gov.ua/uk/releases/innovatsiyna-diyalnist-pidpriyemstv-1>

-
1. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. Cambridge, MA : MIT Press, 2016. 775 p.
 2. Haykin S. Neural Networks and Learning Machines. 3rd ed. New York : Pearson, 2008. 936 p.
 3. Tkachova, T. S. (2020), "Neural network model for efficiency of management decisions at a machine-building enterprise", Visnyk Sumskoho derzhavnoho universytetu. Seriya Ekonomika, No. 3, pp. 327–333. DOI: 10.21272/1817-9215.2020.3-37
 4. Zemlianskyi, D. I. (2025), "Neural network approaches to evaluating the supply activities of enterprises in the context of digital transformation", Ekonomika ta suspilstvo, No. 78. DOI: 10.32782/2524-0072/2025-78-117
 5. Postnikov, O. O. and Smerichevska, S. V. (2023), "Transformation of big data analytics in procurement management with the development of artificial intelligence", Visnyk ekonomichnoi nauky Ukrainy, No. 1 (44), pp. 77–85.
 6. Suduk, N. V. and Herasymovych, I. V. (2025), "Application of artificial intelligence in production logistics: modern practices and development prospects", Ekonomika ta suspilstvo, No. 73. DOI: 10.32782/2524-0072/2025-73-40
 7. Pinchuk, O. (2025), "Artificial intelligence as a tool for developing innovation in mechanical engineering", Ekonomika ta suspilstvo, No. 77. DOI: 10.32782/2524-0072/2025-77-109
 8. Detiuk, S. and Koifman, O. (2025), "Artificial intelligence for controlling the operational efficiency of metallurgical enterprises: a review of modern approaches, technologies, and challenges", Naukovyi zhurnal Metinvest Politekhniky. Seriya Tekhnichni nauky, No. 4, pp. 87–93. DOI: 10.32782/3041-2080/2025-4-11
 9. Sobchuk, A. V. and Olimpiyeva, Yu. I. (2020), "Application of neural networks for ensuring functional stability of production processes", Telekomunikatsiini ta informatsiini tekhnolohii, No. 2, pp. 13–28. DOI: 10.31673/2412-4338.2020.021328

-
10. Boiko, R. Yu., Aulin, V. V., Tykhyi, A. A., Karpushyn, S. O. and Koval, O. P. (2024), "Integration of artificial intelligence into decision support systems in optimizing production processes of a machine-building enterprise using the example of machine learning", *Central Ukrainian Scientific Bulletin. Technical Sciences*, Issue 10(41), Part II, pp. 95–103. DOI: 10.32515/2664-262X.2024.10(41).2.95-103
 11. Lisnyi, A. Ya. (2025), "Digital transformation as a driver of competitiveness of enterprises in conditions of economic instability", *Innovatsiina ekonomika*, No. 2, pp. 120–127. DOI: 10.37332/2309-1533.2025.2.13
 12. "Innovation activity of industrial enterprises in Ukraine during the full-scale war" (2025), analytical note, National Institute for Strategic Studies, Kyiv.
 13. "Innovation activity of enterprises", official statistical information, State Statistics Service of Ukraine.