

DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2025-58-02>

УДК 004.89:658.5

Примиська Світлана Олексіївна, к.т.н., доцент

<https://orcid.org/0000-0002-5832-0686>

Абрамова Алла Олександрівна, к.т.н., доцент

<https://orcid.org/0000-0003-3475-8584>

Складанний Денис Миколайович, к.т.н., доцент

<https://orcid.org/0000-0003-3624-5336>

НТУУ «КПІ імені Ігоря Сікорського», м. Київ, Україна

ІНТЕГРАЦІЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В СИСТЕМИ АВТОМАТИЗАЦІЇ ПРОМИСЛОВИХ ПРОЦЕСІВ

Примиська С.О., Абрамова А.О., Складанний Д.М. Інтеграція штучного інтелекту в системи автоматизації промислових процесів. Досліджено впровадження штучного інтелекту в автоматизацію промислових процесів, що є ключовим напрямом цифрової трансформації виробництва. Установлено, що застосування алгоритмів машинного навчання, нейронних мереж, комп'ютерного зору та когнітивних обчислень сприяє підвищенню продуктивності, оптимізації управління ресурсами та мінімізації людського втручання в технологічні операції. Метою статті є аналіз ролі штучного інтелекту в автоматизації промислових процесів та розроблення підходів до його ефективної інтеграції для підвищення продуктивності та адаптивності виробничих систем. Для досягнення цієї мети застосовано системний аналіз для визначення впливу штучного інтелекту (ШІ) на промислову автоматизацію, методи порівняльного аналізу для оцінювання наявних підходів до впровадження інтелектуальних технологій, прогнозне моделювання для надання оцінки ефективності автономних систем і структурно-функціональний підхід для розроблення інтеграційної моделі. Виявлено основні проблеми впровадження штучного інтелекту в промислову автоматизацію, серед яких висока вартість інтеграції, складність адаптації ШІ-алгоритмів до змінних умов виробництва, необхідність модернізації технологічної інфраструктури та ризики, пов'язані з кібербезпекою. Доведено, що ефективність інтеграції штучного інтелекту у виробничі процеси значною мірою залежить від вибору відповідного підходу: централізованого, децентралізованого або гібридного. Запропоновано концептуальну модель такої інтеграції, що передбачає сенсорний рівень збору даних, аналітичний рівень оброблення та управлінський рівень прийняття рішень, що дозволяє оптимізувати керування виробничими системами в реальному часі. Сформульовано рекомендації щодо ефективного впровадження штучного інтелекту в промислові процеси, що включають аналіз технологічних можливостей підприємства, адаптацію алгоритмів під специфіку виробництва, забезпечення кібербезпеки та підготовку персоналу до роботи з інтелектуальними технологіями. Перспективи подальших досліджень полягають у вдосконаленні методів адаптивного машинного навчання, створенні самонавчальних ШІ-систем, оптимізації взаємодії автономних ШІ-модулів із централізованими управлінськими платформами та розробленні методів оцінювання ефективності штучного інтелекту в автоматизованих виробничих середовищах.

Ключові слова: цифрова оптимізація, прогнозне управління, автономні системи, когнітивні алгоритми, кіберфізичні технології.

Prymyska S., Abramova A., Skladannyj D. Integration of Artificial Intelligence into Industrial Process Automation Systems. The article investigates the introduction of artificial intelligence into the automation of industrial processes, which is a key area of digital transformation of production. It has been established that the use of machine learning algorithms, neural networks, computer vision, and cognitive computing helps increase productivity, optimise resource management, and minimise human intervention in technological operations. The article aims to analyse the role of artificial intelligence in the automation of industrial processes and develop approaches to its effective integration to increase the productivity and adaptability of production systems. To achieve this goal, the article uses system analysis to determine the impact of artificial intelligence (AI) on industrial automation, comparative analysis methods to assess existing approaches to the implementation of intelligent technologies, predictive modelling to assess the efficiency of autonomous systems and a structural-functional approach to developing an integration model. The main problems of introducing artificial intelligence into industrial automation include the high integration cost, the complexity of adapting AI algorithms to changing production conditions, the need to modernise technological infrastructure, and cybersecurity risks. It is proved that the effectiveness of integrating artificial intelligence into production processes largely depends on the choice of an appropriate approach: centralised, decentralised or hybrid. The article proposes a conceptual model of such integration, which includes a sensor level of data collection, an analytical level of processing, and a managerial level of decision-making, which allows for the management of production systems to be optimised in real time. The article formulates recommendations for the effective implementation of artificial intelligence in industrial processes, including analyzing an enterprise's technological capabilities, adapting algorithms to the specifics of production, ensuring cybersecurity, and training personnel to work with intelligent technologies. Prospects for further research include improving adaptive machine-learning methods, creating self-learning AI systems, optimising the interaction of autonomous AI modules with centralised management platforms, and developing methods for assessing the effectiveness of artificial intelligence in automated production environments.

Keywords: digital optimisation, predictive control, autonomous systems, cognitive algorithms, cyber-physical technologies.

Постановка проблеми. Інтеграція штучного інтелекту в системи автоматизації промислових процесів є ключовим напрямом підвищення ефективності, адаптивності та безперервності

виробничих операцій. Традиційні алгоритми управління мають обмежену гнучкість і не завжди здатні адаптуватися до змінюваних умов, що зумовлює необхідність використання самонавчальних моделей для аналізу даних, прогнозування та оптимізації процесів. Упровадження алгоритмів машинного навчання та розпізнавання дозволяє автоматизувати контроль якості, оптимізувати логістику, прогнозувати несправності та покращувати управління виробничими ресурсами. Важливість дослідження визначається потребою в підвищенні конкурентоспроможності підприємств, мінімізації впливу людського фактора та забезпеченні цифрової трансформації виробництва. Використання інтелектуальних технологій сприяє розвитку самонавчальних систем, здатних приймати автономні рішення на основі аналізу динамічних параметрів, що є необхідним для впровадження концепції Індустрії 4.0.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Інтеграція штучного інтелекту (ШІ) в системи автоматизації промислових процесів сприяє підвищенню продуктивності, оптимізації ресурсів та мінімізації витрат. Аналіз наукових праць демонструє три ключові напрями досліджень: загальні принципи впровадження штучного інтелекту; практичні рішення для автоматизації управління та виробничих процесів; виклики й перспективи інтеграції штучного інтелекту.

Загальні тенденції та принципи цифрової трансформації виробництва розглянуто в роботах К. Чижмар (К. Chyzhmar) зі співавторами [1], де акцент зроблено на питаннях інформаційної безпеки, та Д. Чанкветадзе і Л. Фешанича [2], які досліджують адаптацію систем управління до Індустрії 4.0. Автоматизація логістичних процесів через прогнозні алгоритми є предметом дослідження О. Круковської з колегами [3], які відзначають підвищення ефективності постачання продукції. М. Маєтний [4] аналізує адаптивність інтелектуальних систем керування, що дозволяє збільшити швидкість реакції виробництва на зміну умов. У. Ніконенко і Ю. Мандзіновський [5] досліджують застосування штучного інтелекту для підвищення економічної безпеки підприємств, демонструючи скорочення фінансових ризиків через автоматизований моніторинг. Для доповнення цих досліджень варто зосередитися на розробленні універсальних інтеграційних стандартів для різних галузей промисловості.

Практичні аспекти застосування штучного інтелекту для управління виробничими процесами охоплюють дослідження Дж. Ванг (J. Wang) та співавторів [6], де доведено ефективність глибокого навчання в прогнозуванні несправностей обладнання. Дж. Ли (J. Lee) та ін. [7] демонструють покращення виробничої аналітики через упровадження розширеного аналізу даних. Ю. Лу (Y. Lu) зі співавторами [8] оцінюють ефективність стандартів автоматизації, відзначаючи необхідність їх оновлення відповідно до сучасних вимог. А. К. Туагі (A. K. Tuagi) та колеги [9] підкреслюють можливості інтелектуальної автоматизації в Індустрії 4.0, показуючи підвищення продуктивності завдяки інтеграції алгоритмів машинного навчання. Т. Янг (T. Yang) та співавтори [10] демонструють, що використання адаптивних моделей управління сприяє зростанню ефективності виробничих процесів. У подальших дослідженнях мають бути розглянуті питання підвищення автономності ШІ-систем та їх здатності самонавчатися в змінних виробничих умовах.

Проблеми та перспективи впровадження штучного інтелекту в автоматизовані промислові системи проаналізовано в працях Р. Бойна (R. Boina) та співавторів [11], де розглянуто підвищення ефективності бізнес-процесів через інтеграцію інженерії даних. Р. С. Перес (R. S. Peres) та ін. [12] виділяють основні бар'єри впровадження, як-от стандартизація даних та навчання персоналу. А. Виндман (A. Windmann) з колегами [13] досліджують проблеми сумісності промислових ШІ-систем, пропонуючи методи їх оптимізації. Д. Аїга (D. Ajiga) та співавтори [14] демонструють роль програмного забезпечення в автоматизації, показуючи необхідність розширення можливостей автоматизованого контролю. Майбутні дослідження мають бути спрямовані на створення ефективних алгоритмів обміну даними між різними виробничими ШІ-системами та вдосконалення механізмів їх безпечного функціонування.

Результати аналізу свідчать, що інтеграція штучного інтелекту в промислові процеси забезпечує значне покращення ефективності управління, автоматизації виробництва та прогнозування технічного стану обладнання. Водночас важливими залишаються питання стандартизації, безпеки та взаємодії між різними інтелектуальними системами, що визначає напрями подальших досліджень.

Виділення раніше не вирішених частин проблеми. Незважаючи на значний прогрес у впровадженні штучного інтелекту в промислову автоматизацію, залишаються нерозв'язаними питання ефективної інтеграції ШІ-алгоритмів для забезпечення автономного управління. Відсутність єдиного підходу до вибору оптимальної ШІ-моделі для різних типів виробництва

ускладнює адаптацію інтелектуальних систем до змінних умов. Недостатньо досліджено довготривалий вплив машинного навчання та нейронних мереж на стійкість виробничих процесів, а також відсутні методики оцінювання ефективності штучного інтелекту в складних виробничих середовищах. Відомі моделі інтеграції ІІІ-систем часто орієнтовані на конкретні сфери та не враховують необхідність гнучкого управління ресурсами, що обмежує їх практичне застосування.

Важливим викликом залишається проблема кібербезпеки, адаптивності ІІІ-алгоритмів до реальних виробничих змін і висока вартість інтеграції, що ускладнює широкомасштабне використання технології. Недостатньо розроблено рекомендації для поетапного впровадження штучного інтелекту, зокрема щодо вибору між централізованими, децентралізованими та гібридними моделями управління. Запропоноване дослідження спрямоване на усунення цих прогалин шляхом створення концептуальної моделі ІІІ-інтеграції, надання оцінки її ефективності в автономних виробничих процесах та розроблення практичних підходів до оптимізації впровадження інтелектуальних технологій у промисловість.

Метою статті є аналіз ролі штучного інтелекту в автоматизації промислових процесів та розроблення підходів до його ефективної інтеграції для підвищення продуктивності та адаптивності виробничих систем.

Для досягнення мети поставлено такі завдання:

- 1) проаналізувати основні методи та підходи до інтеграції штучного інтелекту у виробничі процеси, оцінюючи їх ефективність для підвищення автономності управління;
- 2) розробити концептуальну модель інтеграції штучного інтелекту в системи автоматизації промислових процесів, що забезпечить адаптивність, гнучке управління ресурсами та прогнозне керування;
- 3) сформулювати рекомендації щодо оптимізації впровадження штучного інтелекту в промислові процеси з огляду на технологічні обмеження, ризики та перспективи розвитку автономних систем.

Виклад основного матеріалу. Інтеграція штучного інтелекту в автоматизовані промислові системи є ключовим етапом цифрової трансформації виробництва, що спрямований на підвищення ефективності, точності та адаптивності технологічних процесів. Основні методи впровадження штучного інтелекту охоплюють машинне навчання, комп'ютерний зір, нейронні мережі, експертні системи та когнітивні обчислення, які забезпечують автономне прийняття рішень на основі аналізу великих масивів даних. Кожен із цих методів має свої особливості застосування, що залежить від типу виробничого процесу, обсягу доступних даних та необхідного рівня автономності системи управління. Таблиця 1 містить узагальнену характеристику основних методів впровадження штучного інтелекту в автоматизовані промислові системи, їхні ключові особливості, застосування та переваги.

Таблиця 1. Основні методи впровадження штучного інтелекту в автоматизовані промислові системи

Метод	Опис	Основні сфери застосування	Очікуваний результат
Машинне навчання	Аналізує та прогнозує виробничі процеси, виявляючи закономірності в даних	Контроль якості, прогнозування відмов обладнання	Зменшення простоїв, оптимізація технічного обслуговування
Комп'ютерний зір	Використання камер та алгоритмів для розпізнавання об'єктів та дефектів	Автоматизований контроль якості, робототехніка	Підвищення точності дефектоскопії, мінімізація браку
Нейронні мережі	Самонавчальні системи, що імітують роботу людського мозку	Оптимізація логістики, розумне керування ресурсами	Автоматизація прийняття рішень, зниження операційних витрат
Експертні системи	Використання баз знань і правил для автоматизованого прийняття рішень	Автоматизований моніторинг процесів, розподіл навантажень	Покращення контролю параметрів, підвищення стабільності виробництва
Когнітивні обчислення	Аналіз складних даних у реальному часі за допомогою штучного інтелекту та Big Data	Інтелектуальне управління виробництвом, оброблення потокових даних	Прискорення аналізу та адаптація виробництва до змінних умов

Джерело: сформовано автором на підставі [1; 4; 8; 9]

Методи штучного інтелекту відіграють ключову роль у трансформації автоматизованих промислових систем, сприяючи підвищенню точності операцій, зниженню витрат та забезпеченню автономності виробничих процесів. Зокрема, в металургійному виробництві машинне навчання використовується для прогнозування деградації обладнання та оптимізації параметрів плавки. Наприклад, компанія ArcelorMittal впровадила цифрові алгоритми для аналізу змін у структурі

сплавів у реальному часі, що дозволяє мінімізувати дефекти й підвищити якість металопродукції [15].

У машинобудуванні комп'ютерний зір застосовується для автоматизованого контролю якості деталей. Це реалізовано на виробництві BMW Group, де системи штучного інтелекту аналізують поверхневі дефекти кузова на мікроскопічному рівні, що дозволяє скоротити кількість браку та підвищити точність виробничих процесів [16].

У сфері логістики нейронні мережі значно покращують управління постачанням та оптимізацію складських операцій. Наприклад, компанія DHL використовує методи розширеної аналітики, що дозволяють автоматично прогнозувати логістичні ризики та знижувати затримки в постачанні продукції [17].

У хімічній промисловості експертні системи забезпечують автоматизований контроль технологічних параметрів. Зокрема, на підприємствах BASF штучний інтелект використовується для аналізу процесів оброблення сільськогосподарських культур та прогнозування оптимальних умов вирощування, що сприяє ефективному використанню ресурсів [18].

Когнітивні обчислення знайшли застосування в нафтопереробній галузі. Компанія Shell розробила ШІ-алгоритми для управління природними ресурсами, що аналізують потоки даних із різних екосистем та дозволяють оптимізувати стратегії видобутку, зменшуючи вплив на довкілля [19].

На рівні системного впровадження штучного інтелекту в промисловості компанія Siemens інтегрує ШІ-технології в автоматизовані системи управління, що дозволяє адаптивно контролювати виробничі процеси та зменшувати вплив людського фактора [20].

Використання цих технологій сприяє формуванню концепції Індустрії 4.0, яка передбачає створення самонавчальних систем, здатних автономно аналізувати великі масиви даних, приймати рішення та адаптуватися до змін зовнішнього середовища без втручання людини.

Інтеграція алгоритмів штучного інтелекту у виробничі процеси є ключовим фактором підвищення їх автономності, гнучкості та ефективності. Залежно від рівня автоматизації, структури виробництва і цілей оптимізації підприємства застосовують різні підходи до впровадження штучного інтелекту, які можна умовно розділити на централізовані, децентралізовані та гібридні моделі. Централізовані підходи передбачають інтеграцію штучного інтелекту в систему керування виробництвом через єдиний цифровий центр оброблення даних, що дозволяє забезпечити контроль за всіма процесами в межах підприємства. Децентралізовані методи базуються на використанні розподілених ШІ-алгоритмів безпосередньо на рівні виробничих одиниць, що сприяє автономному прийняттю рішень. Гібридні підходи поєднують централізоване управління з локальними ШІ-рішеннями, що забезпечує високу адаптивність до змінних умов та оптимізацію роботи окремих виробничих вузлів.

У таблиці 2 узагальнено характеристики основних підходів до інтеграції штучного інтелекту у виробничі процеси, зважаючи на рівень автономності, можливості адаптації та основні сфери застосування.

Таблиця 2. Підходи до інтеграції штучного інтелекту у виробничі процеси та їх вплив на автономність управління

Підхід	Основні характеристики	Рівень автономності	Основні сфери застосування
Централізований	Управління всіма процесами через єдину ШІ-платформу, аналіз великих масивів даних, централізована оптимізація	Середній	Автоматизоване планування, контроль якості, прогнозування збоїв
Децентралізований	Використання розподілених ШІ-систем на рівні виробничих вузлів, автономне прийняття рішень у межах локальних процесів	Високий	Роботизовані лінії, автономні транспортні системи, управління логістикою
Гібридний	Поєднання централізованого керування з локальними ШІ-модулями, адаптивна оптимізація на основі реального часу	Дуже високий	Інтелектуальні фабрики, гнучкі виробничі системи, адаптивні енергетичні мережі

Джерело: сформовано автором на підставі [3; 7; 12; 13; 14]

Сучасні виробничі підприємства використовують різні підходи до інтеграції штучного інтелекту залежно від рівня складності процесів, необхідної швидкості прийняття рішень і ступеня автономності системи. Централізована інтеграція дозволяє збирати великі обсяги даних з усіх виробничих ліній, аналізувати їх у режимі реального часу та коригувати параметри роботи

обладнання відповідно до аналітичних прогнозів. Такі системи найчастіше впроваджуються у великих заводських комплексах, де важливо підтримувати узгодженість усіх етапів виробництва та мінімізувати ризики збоїв через неефективне управління ресурсами.

Децентралізований підхід забезпечує автономну роботу окремих виробничих вузлів без необхідності постійного зв'язку із центральною системою. Це особливо важливо у виробництвах з великою кількістю роботизованих станцій або автономних транспортних платформ, де рішення повинні прийматися локально, адаптуючись до поточних умов. Використання алгоритмів машинного навчання в децентралізованих системах дозволяє самостійно налаштовувати параметри роботи обладнання з огляду на аналіз історичних даних і змін технологічного середовища.

Гібридний підхід поєднує переваги обох методів, забезпечуючи баланс між централізованим аналізом та локальною автономією. У таких системах центральна ШІ-платформа використовується для загального контролю, а автономні модулі оптимізують роботу окремих виробничих блоків. Це дає змогу забезпечити високу швидкість реагування на зміну параметрів процесу, зберігаючи можливість глобального планування та оптимізації. Наприклад, у виробництві високоточної електроніки гібридна модель дозволяє центральній системі контролю аналізувати загальний стан лінії, тоді як локальні ШІ-модулі керують окремими етапами, коригуючи параметри пайки або тестування залежно від поточного стану матеріалів та компонентів.

Інтеграція штучного інтелекту в системи автоматизації промислових процесів є ключовим напрямом підвищення ефективності, гнучкості та автономності виробничих систем. Традиційні автоматизовані рішення базуються на алгоритмах жорсткої логіки, що обмежує їх здатність адаптуватися до динамічних змін технологічного середовища. Концептуальна модель інтеграції штучного інтелекту пропонує новий підхід, який ґрунтується на самонавчальних алгоритмах, здатних аналізувати великі обсяги даних у реальному часі, адаптувати параметри роботи обладнання та автоматизовано приймати рішення без людського втручання.

Актуальність цієї моделі зумовлена необхідністю підвищення стійкості виробничих систем до непередбачуваних змін, оптимізації використання ресурсів і зниження експлуатаційних витрат. На відміну від чинних систем, які вимагають постійного контролю та коригування параметрів із боку операторів, запропонована модель забезпечує автономне управління через аналіз потокових даних та прогнозування потенційних ризиків. Вона побудована на основі поєднання методів машинного навчання, нейронних мереж та інтелектуального управління виробничими циклами.

Концепція передбачає три рівні інтеграції: сенсорний рівень, де відбувається збирання даних з обладнання та виробничих ліній; аналітичний рівень, який відповідає за оброблення та аналіз даних, використовуючи штучні нейронні мережі та алгоритми прогнозного моделювання; управлінський рівень, що виконує адаптивну оптимізацію процесів, забезпечує автономність прийняття рішень і взаємодію між локальними та централізованими ШІ-модулями (рис.1)

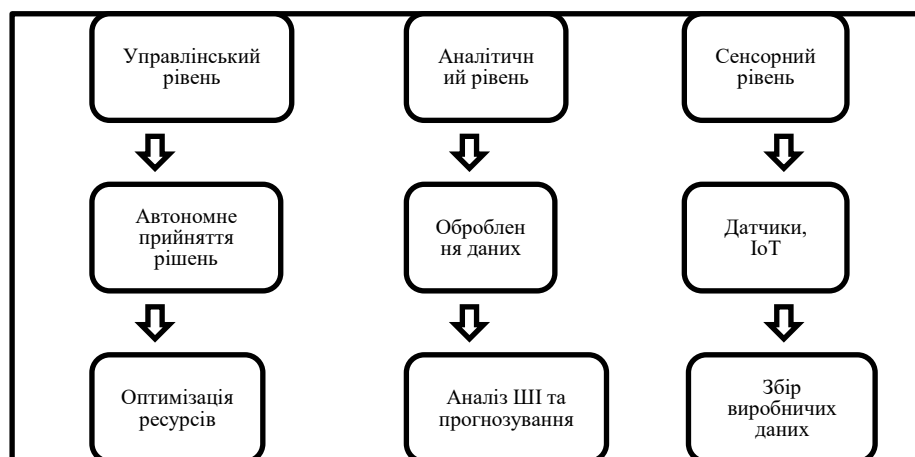


Рис.1. Концептуальна модель інтеграції штучного інтелекту в автоматизовані промислові процеси

Джерело: власна розробка автора

Запропонована модель функціонує через безперервний цикл збору, аналізу та адаптивного управління. На першому етапі сенсори збирають інформацію про стан обладнання, якість продукції та параметри навколишнього середовища. Ці дані передаються на аналітичний рівень, де алгоритми машинного навчання аналізують історичні та поточні показники, прогнозуючи можливі відмови, оптимізуючи розподіл ресурсів та визначаючи оптимальні режими роботи обладнання.

На управлінському рівні штучний інтелект приймає рішення про необхідність зміни технологічних параметрів, розподілу навантаження між виробничими лініями або коригування процесів для зниження енергоспоживання. Взаємодія між рівнями забезпечує самонавчання системи, що дозволяє їй покращувати ефективність роботи без потреби зовнішнього втручання.

У сучасних умовах така модель дозволяє підприємствам автоматизувати процеси не лише на рівні окремих виробничих вузлів, а й у масштабах усього заводу чи концерну. Це сприяє створенню гнучких виробничих систем, які можуть швидко адаптуватися до змін попиту, оптимізувати споживання ресурсів і знижувати витрати на обслуговування обладнання. Реалізація цієї концепції відкриває можливості для переходу до повністю автономних виробничих систем, що відповідають вимогам Індустрії 4.0 та забезпечують новий рівень ефективності промислового виробництва.

Використання штучного інтелекту в промисловій автоматизації відкриває широкі можливості для підвищення продуктивності, ефективності управління ресурсами та мінімізації людського втручання, проте цей процес супроводжується значними труднощами і викликами. Однією з ключових проблем є висока вартість запровадження інтелектуальних технологій, що включає не лише закупівлю обладнання та програмного забезпечення, але й витрати на адаптацію виробничих систем, навчання персоналу та забезпечення відповідної інфраструктури для оброблення великих масивів даних. Комплексність інтеграції штучного інтелекту в уже наявні автоматизовані системи також створює технічні бар'єри, оскільки багато підприємств працюють на застарілих технологіях, які не підтримують сучасні ШІ-рішення або потребують глибокої модернізації.

Додатковою складністю є питання кібербезпеки, адже автоматизовані виробничі системи, що використовують штучний інтелект, стають уразливими до атак, спрямованих на маніпуляцію даними або втручання в критично важливі процеси [15]. Оскільки ШІ-системи здебільшого функціонують на основі аналізу великих обсягів даних, ризики, пов'язані з витоком інформації, несанкціонованим доступом або зовнішнім втручанням, можуть мати серйозні наслідки для безперервності виробничих процесів та збереження комерційної таємниці.

Важливим викликом є необхідність забезпечення високої точності та надійності роботи ШІ-алгоритмів у виробничих умовах. Помилки в прогнозуванні технічних несправностей, неправильно налаштовані параметри оптимізації або некоректні вхідні дані можуть призводити до серйозних збоїв у роботі обладнання, що спричиняє фінансові втрати та зниження якості продукції [12]. Розв'язання цього питання вимагає постійного моніторингу роботи штучного інтелекту, періодичного оновлення моделей машинного навчання і тестування алгоритмів перед їх впровадженням у реальне виробництво.

Додатковою проблемою залишається недостатня адаптивність ШІ-систем до різних виробничих сценаріїв, що ускладнює їх застосування в досить важких і динамічних середовищах [10]. Нейромережі та алгоритми машинного навчання ефективно працюють у добре структурованих процесах із чіткими вхідними параметрами, однак у ситуаціях із високим рівнем невизначеності або частими змінами умов роботи вони можуть демонструвати нестабільні результати. Це вимагає гнучких механізмів адаптації, що передбачає інтеграцію штучного інтелекту з традиційними методами управління для створення комбінованих підходів.

Юридичні та етичні аспекти використання штучного інтелекту в промисловій автоматизації також створюють значні виклики. У деяких країнах законодавчі норми щодо відповідальності за рішення, прийняті ШІ-системами, ще не врегульовані, що створює правову невизначеність. Крім того, автоматизація на основі штучного інтелекту може впливати на ринок робочої сили, оскільки зниження потреби у фізичній праці та скорочення кількості робочих місць можуть мати соціальні наслідки. Розв'язання цих питань потребує розроблення комплексних стратегій, спрямованих на адаптацію працівників до нових умов, їх перекваліфікацію та створення нових робочих місць у сферах, пов'язаних із підтримкою та розвитком ШІ-рішень.

Оптимізація впровадження штучного інтелекту у виробничі процеси спрямована на забезпечення їх автономності, підвищення ефективності управління та зменшення впливу

людського фактора. Для досягнення цих цілей необхідно розробити комплексні заходи з огляду на технічні, організаційні та економічні аспекти інтеграції ШІ-технологій у виробництво.

Впровадження штучного інтелекту має базуватися на поступовій адаптації виробничих процесів до нових цифрових технологій, що передбачає поетапне оновлення інфраструктури, тестування ШІ-моделей та їх інтеграцію з наявними автоматизованими системами. Початковий етап має включати детальний аналіз виробничих процесів для виявлення ділянок, де штучний інтелект здатен забезпечити найбільшу ефективність. Це можуть бути системи контролю якості, прогнозування технічних несправностей, оптимізація логістичних операцій або управління енергоспоживанням.

Забезпечення безперервності виробничих процесів потребує створення надійної архітектури передачі та оброблення даних, що передбачає використання високопродуктивних обчислювальних платформ, хмарних сервісів і розподілених ШІ-модулів. Інтеграція інтелектуальних алгоритмів має бути спрямована на підвищення гнучкості управління виробництвом, що включає адаптивні моделі оптимізації виробничих потужностей, прогнозне технічне обслуговування та автоматизоване коригування технологічних параметрів.

Одним із ключових аспектів оптимізації є розроблення адаптивних моделей управління, що поєднують централізований контроль із локальною автономністю окремих виробничих вузлів. Це дозволяє підвищити стійкість виробництва до плинних зовнішніх умов і забезпечити швидке реагування на зміни в параметрах процесів. Використання гібридних ШІ-систем, що поєднують машинне навчання, нейронні мережі та експертні системи, дозволяє знизити ризики збоїв і забезпечити самонавчання алгоритмів у реальному часі.

Важливим аспектом упровадження штучного інтелекту є підготовка персоналу, що передбачає навчання операторів, інженерів і аналітиків працювати з інтелектуальними платформами, аналізувати ШІ-згенеровані рішення й оцінювати їх коректність. Крім того, забезпечення кібербезпеки є невід'ємною складовою частиною оптимізації, оскільки захист виробничих даних і ШІ-систем від зовнішніх загроз є критично важливим для безперервного функціонування підприємства.

Оптимізація інтеграції штучного інтелекту також передбачає розроблення стратегій гнучкого масштабування ШІ-систем, що дозволяє адаптувати технології під щораз більші виробничі потреби. Використання штучного інтелекту для автономного контролю якості продукції, зменшення відходів, прогнозування попиту та управління складськими запасами сприяє підвищенню ефективності виробничих процесів та зниженню витрат.

Забезпечення автономності виробництва через ШІ-управління дозволяє мінімізувати людське втручання в рутинні процеси, що сприяє зменшенню впливу людського фактора та зниженню ймовірності помилок. У довгостроковій перспективі правильне впровадження штучного інтелекту формує основу для створення повністю цифрових підприємств, що відповідають концепції Індустрії 4.0, забезпечуючи високу ефективність, стабільність і конкурентоспроможність виробництва.

Висновки та перспективи подальших досліджень. На основі аналізу інтеграції штучного інтелекту в системи автоматизації промислових процесів встановлено, що використання інтелектуальних алгоритмів дозволяє значно підвищити автономність, адаптивність і ефективність виробничих систем. Виявлено, що застосування машинного навчання, нейронних мереж, комп'ютерного зору та когнітивних обчислень сприяє оптимізації управління ресурсами, прогнозуванню технічних несправностей і покращенню якості продукції. Розроблена концептуальна модель інтеграції штучного інтелекту передбачає трирівневу структуру – сенсорний, аналітичний та управлінський рівні, що забезпечують автоматизоване прийняття рішень, гнучке управління виробничими процесами та мінімізацію людського втручання.

Основними проблемами впровадження штучного інтелекту в автоматизацію виробництва є висока вартість інтеграції, необхідність модернізації наявних систем, складність адаптації ШІ-алгоритмів до динамічних умов виробництва та ризики, пов'язані з кібербезпекою. Визначено, що недостатня адаптивність алгоритмів машинного навчання до змінних середовищ і відсутність універсальних стандартів для оцінювання їх ефективності обмежують можливості застосування штучного інтелекту в складних виробничих процесах.

Рекомендовано використовувати поетапну стратегію впровадження штучного інтелекту, що включає детальний аналіз виробничих процесів, тестування та адаптацію ШІ-моделей, інтеграцію гібридних алгоритмів та розподілених ШІ-рішень, що поєднують централізоване управління з

локальною автономністю. Окрему увагу слід приділити забезпеченню кібербезпеки, стандартизації методів аналізу даних і підготовленню персоналу для роботи з ІІІ-системами.

Перспективи подальших досліджень полягають у вдосконаленні методів адаптивного машинного навчання, створенні ІІІ-систем із підвищеною стійкістю до змінних середовищ, оптимізації взаємодії між автономними ІІІ-модулями та централізованими системами управління, а також розробленні нових підходів до оцінювання ефективності штучного інтелекту в автоматизованих промислових процесах.

Список бібліографічного опису:

1. Chyzhmar K., Dniprov O., Korotiuk O., Shapoval R., Sydorenko O. State Information Security as a Challenge of Information and Computer Technology Development. *Journal of Security and Sustainability Issues*. 2020. Vol. 9, No. 3. P. 819-828. DOI: [https://doi.org/10.9770/jssi.2020.9.3\(8\)](https://doi.org/10.9770/jssi.2020.9.3(8)) (date of access: 05.02.2025).
2. Чанкветадзе Д., Фешанич Л. Перспективи розвитку систем промислової автоматизації в контексті Індустрії 4.0. *Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах*. 2023. Вип. 4. С. 234–239. DOI: <https://doi.org/10.31891/2219-9365-2023-76-31> (дата звернення: 05.02.2025).
3. Круковська О., Кондрат О., Стрельченко Н. Інноваційні тенденції у логістиці: від автоматизації до штучного інтелекту. *Актуальні питання у сучасній науці*. 2024. Вип. 6, № 24. DOI: [https://doi.org/10.52058/2786-6300-2024-6\(24\)-94-105](https://doi.org/10.52058/2786-6300-2024-6(24)-94-105) (дата звернення: 05.02.2025).
4. Маєтний М. Огляд принципів роботи інтелектуальних систем управління у промисловості. *Актуальні питання у сучасній науці*. 2024. Вип. 12, № 30. DOI: [https://doi.org/10.52058/2786-6300-2024-12\(30\)-143-154](https://doi.org/10.52058/2786-6300-2024-12(30)-143-154) (дата звернення: 05.02.2025).
5. Ніконенко У., Мандзіновський Ю. Гнучке управління на промисловому підприємстві через інтегрування технологій на базі штучного інтелекту: шляхи підвищення рівня економічної безпеки. *Наукові інновації та передові технології*. 2025. Вип. 1, № 41. DOI: [https://doi.org/10.52058/2786-5274-2025-1\(41\)-260-268](https://doi.org/10.52058/2786-5274-2025-1(41)-260-268) (дата звернення: 05.02.2025).
6. Wang J., et al. Deep Learning for Smart Manufacturing: Methods and Applications. *Journal of Manufacturing Systems*. 2018. Vol. 48. P. 144-156. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2018.01.003> (date of access: 05.02.2025).
7. Lee J., et al. Industrial Artificial Intelligence for Industry 4.0-Based Manufacturing Systems. *Manufacturing Letters*. 2018. Vol. 18. P. 20-23. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2018.09.002> (date of access: 05.02.2025).
8. Lu Y., Xu X., Wang L. Smart Manufacturing Process and System Automation – A Critical Review of the Standards and Envisioned Scenarios. *Journal of Manufacturing Systems*. 2020. Vol. 56. P. 312-325. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2020.06.010> (date of access: 05.02.2025).
9. Tyagi A.K., Fernandez T.F., Mishra S., Kumari S. Intelligent Automation Systems at the Core of Industry 4.0. In: Abraham A., Piuri V., Gandhi N., Siarry P., Kaklauskas A., Madureira A. (eds) *Intelligent Systems Design and Applications*. ISDA 2020. *Advances in Intelligent Systems and Computing*. Cham: Springer, 2021. Vol. 1351. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-71187-0_1 (date of access: 05.02.2025).
10. Yang T., Yi X., Lu S., Johansson K.H., Chai T. Intelligent Manufacturing for the Process Industry Driven by Industrial Artificial Intelligence. *Engineering*. 2021. Vol. 7, No. 9. P. 1224-1230. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eng.2021.04.023> (date of access: 05.02.2025).
11. Boina R., Achanta A., Mandvikar S. Integrating Data Engineering with Intelligent Process Automation for Business Efficiency. *International Journal of Science and Research (IJSR)*. 2023. Vol. 12, No. 11. P. 1736-1740. URL: https://www.researchgate.net/publication/375952622_Integrating_Data_Engineering_with_Intelligent_Process_Automation_for_Business_Efficiency (date of access: 05.02.2025).
12. Peres R. S., Jia X., Lee J., Sun K., Colombo A. W., Barata J. Industrial Artificial Intelligence in Industry 4.0 - Systematic Review, Challenges and Outlook. *IEEE Access*. 2020. Vol. 8. P. 220121-220139. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3042874> (date of access: 05.02.2025).
13. Windmann A., Wittenberg P., Schieseck M., Niggemann O. Artificial Intelligence in Industry 4.0: A Review of Integration Challenges for Industrial Systems. *arXiv preprint*. 2024. arXiv:2405.18580. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2405.18580> (date of access: 05.02.2025).
14. Ajiga D., et al. The Role of Software Automation in Improving Industrial Operations and Efficiency. *International Journal of Engineering Research Updates*. 2024. Vol. 7, No. 1. P. 22-35. URL: https://www.researchgate.net/publication/383410390_The_role_of_software_automation_in_improving_industrial_operations_and_efficiency (date of access: 05.02.2025).
15. Building a business that capitalises on digital opportunities. ArcelorMittal: official website, 2024. URL: <https://corporate.arcelormittal.com/media/cases-studies/building-a-business-that-capitalises-on-digital-opportunities/> (date of access: 21.01.2025)
16. AI-Powered Quality Control in BMW Group Production. BMW Group: official website, 2024. URL: <https://www.bmwgroup.com/en/news/general/2023/aiqx.html> (date of access: 21.01.2025).
17. Advanced Analytics. DHL: official website, 2024. URL: <https://www.dhl.com/us-en/home/innovation-in-logistics/logistics-trend-radar/advanced-analytics.html> (date of access: 21.01.2025)
18. Artificial Intelligence. BASF: official website, 2024. URL: <https://agriculture.basf.com/global/en/innovations-for-agriculture/trends-in-agriculture/artificial-intelligence> (date of access: 21.01.2025)
19. Artificial Intelligence for nature-based solutions. Shell Global: official website, 2024. URL: <https://www.shell.com/what-we-do/digitalisation/artificial-intelligence/artificial-intelligence-for-nature-based-solutions.html> (date of access: 21.01.2025)

20. Artificial Intelligence in industry. Siemens: official website, 2024. URL: <https://www.siemens.com/global/en/products/automation/topic-areas/artificial-intelligence-in-industry.html> (date of access: 21.01.2025).

References:

1. Chyzhmar, K., Dnipro, O., Korotiuk, O., Shapoval, R., & Sydorenko, O. (2020). State information security as a challenge of information and computer technology development. *Journal of Security and Sustainability Issues*, 9(3), 819-828. DOI: [https://doi.org/10.9770/jssi.2020.9.3\(8\)](https://doi.org/10.9770/jssi.2020.9.3(8)).
2. Chankvetadze, D., & Feshanych, L. (2023). Perspektyvy rozvytku system promyslovoi avtomatyzatsii v konteksti Industrii 4.0 [Prospects for the development of industrial automation systems in the context of Industry 4.0]. *Vymiriuvalna ta obchysliuvalna tekhnika v tekhnolohichnykh protsesakh – Measuring and Computing Technology in Technological Processes*, 4, 234–239. DOI: <https://doi.org/10.31891/2219-9365-2023-76-31> [in Ukrainian].
3. Krukovska, O., Kondrat, O., & Strelchenko, N. (2024). Innovatsiini tendentsii u lohistytsi: vid avtomatyzatsii do shtuchnoho intelektu [Innovative trends in logistics: from automation to artificial intelligence]. *Aktualni pytannia u suchasni nauki – Current Issues in Modern Science*, 6(24). DOI: [https://doi.org/10.52058/2786-6300-2024-6\(24\)-94-105](https://doi.org/10.52058/2786-6300-2024-6(24)-94-105) [in Ukrainian].
4. Maietniy, M. (2024). Ohliad pryntsyviv roboty intelektualnykh system upravlinnia u promyslovosti [Review of principles of operation of intelligent control systems in industry]. *Aktualni pytannia u suchasni nauki – Current Issues in Modern Science*, 12(30). DOI: [https://doi.org/10.52058/2786-6300-2024-12\(30\)-143-154](https://doi.org/10.52058/2786-6300-2024-12(30)-143-154) [in Ukrainian].
5. Нікопєнко, У., & Мандзиновський, Ю. (2025). Hnuchke upravlinnia na promyslovomu pidpriemstvi cherez intehruvannia tekhnolohii na bazi shtuchnoho intelektu: shliakhy pidvyshchennia rivnia ekonomichnoi bezpeky [Flexible management at an industrial enterprise through the integration of artificial intelligence-based technologies: ways to increase economic security]. *Naukovi innovatsii ta peredovi tekhnolohii – Scientific Innovations and Advanced Technologies*, 1(41). DOI: [https://doi.org/10.52058/2786-5274-2025-1\(41\)-260-268](https://doi.org/10.52058/2786-5274-2025-1(41)-260-268) [in Ukrainian].
6. Wang, J., et al. (2018). Deep learning for smart manufacturing: Methods and applications. *Journal of Manufacturing Systems*, 48, 144-156. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2018.01.003>.
7. Lee, J., et al. (2018). Industrial artificial intelligence for Industry 4.0-based manufacturing systems. *Manufacturing Letters*, 18, 20-23. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2018.09.002>.
8. Lu, Y., Xu, X., & Wang, L. (2020). Smart manufacturing process and system automation – A critical review of the standards and envisioned scenarios. *Journal of Manufacturing Systems*, 56, 312-325. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2020.06.010>.
9. Tyagi, A. K., Fernandez, T. F., Mishra, S., & Kumari, S. (2021). Intelligent automation systems at the core of Industry 4.0. In A. Abraham, V. Piuri, N. Gandhi, P. Siarry, A. Kaklauskas, & A. Madureira (Eds.), *Intelligent Systems Design and Applications. ISDA 2020. Advances in Intelligent Systems and Computing*, 1351. Cham: Springer. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-71187-0_1.
10. Yang, T., Yi, X., Lu, S., Johansson, K. H., & Chai, T. (2021). Intelligent manufacturing for the process industry driven by industrial artificial intelligence. *Engineering*, 7(9), 1224-1230. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eng.2021.04.023>.
11. Boina, R., Achanta, A., & Mandvikar, S. (2023). Integrating data engineering with intelligent process automation for business efficiency. *International Journal of Science and Research (IJSR)*, 12(11), 1736-1740. Retrieved from https://www.researchgate.net/publication/375952622_Integrating_Data_Engineering_with_Intelligent_Process_Automation_for_Business_Efficiency.
12. Peres, R. S., Jia, X., Lee, J., Sun, K., Colombo, A. W., & Barata, J. (2020). Industrial artificial intelligence in Industry 4.0 - Systematic review, challenges and outlook. *IEEE Access*, 8, 220121-220139. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3042874>.
13. Windmann, A., Wittenberg, P., Schieseck, M., & Niggemann, O. (2024). Artificial intelligence in Industry 4.0: A review of integration challenges for industrial systems. *arXiv preprint*. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2405.18580>.
14. Ajiga, D., et al. (2024). The role of software automation in improving industrial operations and efficiency. *International Journal of Engineering Research Updates*, 7(1), 22-35. Retrieved from https://www.researchgate.net/publication/383410390_The_role_of_software_automation_in_improving_industrial_operations_and_efficiency.
15. ArcelorMittal. (2024). Building a business that capitalises on digital opportunities. *ArcelorMittal: official website*. Retrieved from <https://corporate.arcelormittal.com/media/cases-studies/building-a-business-that-capitalises-on-digital-opportunities/>.
16. BMW Group. (2024). AI-powered quality control in BMW Group production. *BMW Group: official website*. Retrieved from <https://www.bmwgroup.com/en/news/general/2023/aiqx.html>.
17. DHL. (2024). Advanced analytics. *DHL: official website*. Retrieved from <https://www.dhl.com/us-en/home/innovation-in-logistics/logistics-trend-radar/advanced-analytics.html>.
18. BASF. (2024). Artificial intelligence. *BASF: official website*. Retrieved from <https://agriculture.basf.com/global/en/innovations-for-agriculture/trends-in-agriculture/artificial-intelligence>.
19. Shell Global. (2024). Artificial intelligence for nature-based solutions. *Shell Global: official website*. Retrieved from <https://www.shell.com/what-we-do/digitalisation/artificial-intelligence/artificial-intelligence-for-nature-based-solutions.html>.
20. Siemens. (2024). Artificial intelligence in industry. *Siemens: official website*. Retrieved from <https://www.siemens.com/global/en/products/automation/topic-areas/artificial-intelligence-in-industry.html>.