

ГАЛУЗЕВЕ МАШИНОБУДУВАННЯ

УДК 681.5.004.8

DOI: [https://doi.org/10.32515/2664-262X.2024.10\(41\).2.95-103](https://doi.org/10.32515/2664-262X.2024.10(41).2.95-103)

Р.Ю. Бойко, асп., **В.В. Аулін**, проф., д-р техн. наук, **А.А. Тихий**, доц., канд. техн. наук, **С.О. Карпушин**, доц., канд. техн. наук, **О.П. Коваль**, асп.

*Центральноукраїнський національний технічний університет, м. Кропивницький, Україна
e-mail: mr.r.boiko@gmail.com, aulinvv@gmail.com*

Інтеграція штучного інтелекту в системи підтримки прийняття рішень в оптимізації виробничих процесів машинобудівного підприємства на прикладі машинного навчання

У статті представлено комплексний огляд систем підтримки прийняття рішень в галузевому машинобудуванні на основі штучного інтелекту у контексті Індустрії 4.0. Проаналізовано підходи до інтеграції та обробки даних, а також основні методи машинного та глибокого навчання, що формують технологічне підґрунтя таких рішень. Окреслено архітектуру, типові етапи впровадження і запропоновано план інтеграції штучного інтелекту для машинобудівного підприємства, включно з описом складових рішення та ключових стратегій розгортання. Розглянуто потенційні виклики й надано рекомендації щодо успішної реалізації. Результати впровадження можуть значно скоротити незаплановані простой устаткування, підвищити ефективність виробництва й забезпечити підприємствам суттєву конкурентну перевагу.

штучний інтелект, машинне навчання, глибоке навчання, система підтримки прийняття рішень, прогнозне технічне обслуговування, контроль якості, оптимізація виробничих процесів

Постановка проблеми. Сучасні машинобудівні підприємства постають перед викликами, пов'язаними зі швидкозмінними умовами ринку, зростанням конкуренції та необхідністю оперативно ухвалювати управлінські рішення в реальному часі. Традиційні методи аналізу даних часто не встигають обробляти великі обсяги різномірної інформації — від показників функціонування обладнання до логістичних ланцюгів його постачання. У результаті збільшується ризик незапланованих простоїв, підвищуються витрати на обслуговування, а також виникають збої в ланцюгах постачання. Штучний інтелект (ШІ), зокрема машинне та глибоке навчання, дають змогу автоматизувати й прискорювати процес ухвалення рішень, виявляти приховані закономірності й запобігати поломкам до їх фактичного настання. Однак інтеграція цих рішень вимагає продуманого підходу: від правильної архітектури системи та якісних даних до врахування людських і організаційних факторів.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Згідно з дослідженнями, машинобудівні системи швидко розвиваються у напрямку IoT-орієнтованої аналітики, що потребує ефективного збирання та обробки великих масивів даних у реальному часі [1,2]. Вчені наголошують на можливостях ШІ у прогнозному технічному обслуговуванні машин і обладнання та операційній оптимізації, де алгоритми машинного навчання допомагають мінімізувати їх простой і енергоспоживання [3,4]. Дослідники Джордан та Мітчел звертають увагу на те, що машинне навчання перетворює великі дані на «операційний інтелект» [5], а Крієгескорт та Талєб підкреслюють здатність глибокого

навчання автоматично вилучати складні ознаки з різномірної інформації (зображень, часових рядів, сенсорних показників) [6,7]. У працях Саркера проаналізовано архітектурні аспекти систем підтримки рішень, зокрема важливість попередньої обробки даних, інтеграції з системами управління виробничими операціями на машинобудівному підприємстві, планування ресурсів та застосування контейнеризованих середовищ (Docker, Kubernetes) [8]. Кластеризацію проблем і стратегій розгортання викладено в дослідженнях Сільви, де мова йде про пакетну обробку, обчислення в реальному часі та онлайн-навчання [9].

Таким чином, в дослідженнях використання ШІ на машинобудівних підприємствах висвітлено його переваги та підтверджено потребу в комплексному підході до інтеграції систем машинного та глибокого навчання з точки зору архітектури, безпеки й організаційного менеджменту виробничих процесів.

Постановка завдання. Дослідити існуючі підходи до впровадження ШІ у системи підтримки прийняття рішень (СППР) в організації і функціонування виробничих процесів на машинобудівних підприємствах в межах Індустрії 4.0, акцентуючи увагу на специфічних потребах машинобудівного підприємства. Сформулювати послідовність інтеграції рішень у виробничих процесах машинобудівних підприємств на основі ШІ та виявити можливість використання при складанні більш деталізованих інтеграційних планів реалізації. Розробити рекомендації з проектування архітектури СППР, враховуючи обмеження на ризики, які присутні на сучасних машинобудівних підприємствах.

Виклад основного матеріалу. Здатність СППР організації і функціонування виробничих процесів на машинобудівних підприємствах на основі ШІ охоплювати великі обсяги різномірних даних із пристроїв Інтернету речей, датчиків, бізнес-систем тощо є критичною для промислових застосувань [1]. У промислових середовищах датчики можуть реєструвати стан обладнання, умови навколишнього середовища, споживання енергії тощо. Системи інтеграції (зокрема, Apache NiFi чи Talend) використовуються для попередньої обробки та уніфікації форматів, щоб формувати єдиний набір даних для алгоритмів штучного інтелекту [2].

Для вчасного реагування у виробничих процесах на машинобудівних підприємствах на потенційні збої або відхилення у виробничих процесах, дані часто обробляються в режимі реального часу. Це надважливо, наприклад, для прогнозного технічного обслуговування, коли своєчасні реакції дають змогу уникнути дорогих простоїв [9]. Такі платформи, як Apache Flink або Storm, забезпечують потокову обробку з низькою затримкою, тоді як додаткове застосування граничних обчислень дає змогу локалізувати обробку на самих вузлах збору даних.

У контексті виробничих процесів СППР на машинобудівних підприємствах на основі ШІ виконує прогноз поломки обладнання, визначаючи ймовірний час виходу з ладу деталей та пропонуючи оптимальні інтервали обслуговування [3]. Крім того, системи можуть безперервно стежити за ключовими показниками продуктивності, знаходити вузькі місця у виробництві та пропонувати шляхи зниження витрат на машинобудівному підприємстві. Це передбачає аналіз сигналів з сенсорів, історичних логів та управлінських даних задля поліпшеної якості й скорочення дефектів.

У межах Індустрії 4.0 саме машинне навчання слугує ключовим елементом для розбудови ефективних СППР у виробничих процесах машинобудівних підприємств. Використовуючи різні класи алгоритмів машинного навчання, машинобудівні підприємства отримують можливість навчатися на історичних і поточних даних, визначати тенденції, прогнозувати майбутні результати та надавати рекомендації операторам у режимі реального часу. Такий підхід мінімізує потребу у ручному

опрацюванні великих масивів інформації та значно спрощує пошук нових ідей та підходів щодо поліпшення організації і функціонування машинобудівного підприємства.

Машинне навчання забезпечує СППР здатністю навчатися на історичних та поточних даних, виявляти закономірності та генерувати висновки, які суттєво прискорюють розуміння ситуації, що склалася у виробничих процесах машинобудівного підприємства. Замість витратного ручного аналізу великого обсягу виробничих даних, машинне навчання дозволяє автоматизувати процес прийняття рішень і оперативно реагувати на потенційні проблеми або можливості вдосконалення організації і функціонування виробничих процесів на машинобудівному підприємстві.

Перед впровадженням машинного навчання необхідно визначити, який саме клас алгоритмів найдоцільніше застосувати в конкретному випадку. Кожен з них пропонує свої переваги та підходить для певного роду завдань. Нижче наведено порівняльний аналіз основних класів (табл. 1):

Таблиця 1 – Порівняльний аналіз основних класів алгоритмів машинного навчання

Клас алгоритмів	Переваги	Недоліки	Типові задачі
Контрольоване навчання	Чіткі та передбачувані результати завдяки наявній розмітці, висока точність моделей при достатній кількості розмічених даних, порівняно проста інтерпретація результатів	Потребує великого обсягу розмічених даних, ризик упередженостей у даних, залежність від повноти та якості розмітки	Прогнозне обслуговування, контроль якості, прогнозування виробничого навантаження
Неконтрольоване навчання	Не потребує попередньо розмічених даних, дозволяє виявити «приховані» патерни та аномалії, може вказати на невідомі раніше взаємозв'язки	Результати важче інтерпретувати, потрібен суттєвий доменний досвід для аналізу аномалій, не завжди дає однозначні висновки	Виявлення аномалій роботи обладнання, кластеризація виробничих процесів, формування груп обладнання за рівнями зношування, режимами роботи тощо
Підсилювальне навчання	Добре працює в умовах динамічних та багатокрокових завдань, модель постійно вдосконалюється, може формувати нетривіальні стратегії	Може потребувати багато часу для навчання, складніше налаштування гіперпараметрів, ризик «небажаної» поведінки	Оптимізація логістики та розподіл ресурсів, керування технологічною лінією з урахуванням змінних параметрів, планування виробничих задач
Глибоке навчання	Здатне обробляти складні та великі обсяги даних (зображення, відео, часові ряди), виявляє глибинні закономірності без ручного відбору ознак, висока точність результатів за умови достатньої кількості даних	Потребує значних обчислювальних ресурсів, труднощі з інтерпретацією (ефект «чорної скриньки»), високі вимоги до великих обсягів даних	Автоматизований візуальний контроль якості, прогнозування поломок, класифікація складних аномалій, розпізнавання образів у виробничих процесах (роботизована обробка)

Джерело: розроблено авторами

На шляху від збору даних до розгортання моделі в продуктивному середовищі кожен етап життєвого циклу машинного навчання має вирішальне значення для забезпечення надійних результатів. Здебільшого цей процес охоплює:

- попередню обробку вхідних даних, яка включає очищення і нормалізацію даних, а також відбір найрелевантніших ознак [8]. Це критично важливо для усунення помилок та шуму у вхідних даних про виробничі процеси на машинобудівному підприємстві.

- навчання та валідацію моделей, де застосовуються історичні набори даних для тренування та перевірки моделей. Оцінюються показники точності, повноти тощо [12] задля вибору найкращої гіперпараметризації виробничого процесу.

- розгортання в реальному часі для інтеграції моделі з потоковими сервісами або API, аби обробляти нові дані «на льоту». Це дає змогу оперативно реагувати на зміни у виробничому середовищі та генерувати рекомендації або попередження без затримок [10].

Зазначене свідчить, що впровадження машинного навчання у структуру СППР зменшує час реагування та підвищує рівень автоматизації управлінських рішень, що особливо важливо для динамічних виробничих процесів і сприяє підвищенню ефективності в межах Індустрії 4.0.

У контексті сучасних виробничих СППР на основі глибокого навчання як одного з підвидів машинного навчання, пропонують безпрецедентні можливості для опрацювання складних даних і формування точних моделей. Завдяки багаторівневим штучним нейронним мережам, глибоке навчання дає змогу автоматично виявляти приховані закономірності й ознаки виробничих процесів на машинобудівних підприємствах, які було б важко або неможливо знайти традиційними алгоритмами [6].

Різноманітні підходи глибокого навчання, побудовані на базі багаторівневих нейронних мереж, дозволяють отримувати високу точність і гнучкість у вирішенні складних задач, що викликають у сукупності виробничих процесів на машинобудівних підприємствах. Зокрема, такі методи ефективні для:

- впізнавання образів на конвеєрі (контроль якості продукції, сортування дефектних зразків);

- обробки часових рядів, де потрібно враховувати попередні стани (наприклад, зміни в завантаженні обладнання чи прогнозування попиту);

- універсальних задач класифікації та регресії, коли слід обробити великі різномірні набори параметрів виробничих процесів і знайти приховані патерни [11].

Під час проєктування системи глибокого навчання важливо визначити оптимальний тип архітектури для досягнення поставлених цілей. У промислових СППР найчастіше розглядають такі варіанти:

1. Згорткові нейронні мережі (ЗНМ) – призначені для автоматичного розпізнавання ключових ознак у зображеннях чи відео за допомогою фільтрів («ядер згортки»). Забезпечують високу точність при виявленні дефектів чи класифікації об'єктів виробничих процесів навіть за наявності шумів або змін у середовищі.

2. Рекурентні нейронні мережі/довготривала короткочасна пам'ять (РНМ/ДКП) – опрацьовують часові ряди або послідовні дані, «запам'ятовуючи» контекст попередніх станів виробничих ліній. Ефективні для точного прогнозування попиту, контролю за станом обладнання та аналізу складних змінних у виробничих процесах на машинобудівному підприємстві.

3. Автоенкодерери – безконтрольно навчаються стискати та відновлювати дані, виявляючи приховані структури та аномалії. Пристосовані для випадків з обмеженою

розміткою даних та можуть виконувати зменшення розмірності задля спрощення подальшого аналізу.

4. Генеративно-змагальні мережі (ГЗМ) – використовують дві мережі – генератор і дискримінатор – які змагаються між собою, створюючи та перевіряючи синтетичні приклади. Дають змогу розширювати навчальні вибірки рідкісними сценаріями та підвищувати якість даних для моделювання виробничих процесів на машинобудівних підприємствах.

У реальних виробничих сценаріях часто комбінують кілька архітектур глибокого навчання, адже одна й та сама система може потребувати аналізувати як візуальну, так і часову інформацію для прийняття оптимальних рішень.

Незважаючи на значний потенціал у підвищенні ефективності та автоматизації, глибоке навчання висуває низку вимог і створює певні перешкоди для машинобудівних підприємств, зокрема:

1. Необхідність великих обсягів даних. Глибокі мережі зазвичай вимагають мільйонів прикладів для належного навчання, що може бути складно забезпечити в деяких доменах.

2. Інтерпретація моделей. Через високу складність архітектури глибокого навчання виникає проблема «чорної скриньки».

3. Високі вимоги до обчислювальних ресурсів. Робота з глибокими мережами потребує суттєвих обчислювальних потужностей (спеціалізовані кластерні системи або хмарні рішення).

Таким чином, глибоке навчання залишається одним із найбільш перспективних інструментів для побудови високоточних та гнучких СППР у виробничому середовищі машинобудівних підприємств. Проте для його повноцінного впровадження підприємствам потрібні не лише відповідні дані та ресурси, а й добре продумані стратегії інтеграції глибокого навчання у наявні процеси та ІТ-інфраструктуру.

В даній роботі запропоновано план інтеграції ШІ на машинобудівному підприємстві. Але для початку варто чітко визначити стратегічні цілі, яких машинобудівне підприємство прагне досягти завдяки технологіям ШІ: зменшити кількість незапланованих простоїв обладнання; оптимізувати використання ресурсів; підвищити прозорість виробничих процесів та інші. Після цього можна переходити до практичного впровадження за такими етапами:

- аудит даних та підготовка ІТ-інфраструктури;
- побудова «озера даних» (Data Lake);
- розробка та навчання моделей (машинного/глибокого навчання);
- розгортання та інтеграція;
- тестування та валідація;
- навчання персоналу і підтримка культури змін.

Перший етап передбачає оцінку наявних даних (логів обладнання, показників систем управління виробничими операціями, показників систем планування ресурсів тощо) і виявлення «прогалин». Потребує визначення оптимальної кількості сенсорів, перевірки пропускну здатності мережі, а також вибору локального чи хмарного середовища.

Другий етап свідчить, що побудова озера даних слугує єдиним сховищем для різномірної інформації. Тут важливо організувати механізми попередньої обробки (ETL/ELT), які враховують специфіку промислових протоколів і форматів даних.

Третій етап включає вибір відповідних алгоритмів (ЗНМ, РНМ/ДКП, ГЗМ, автоенкодера) залежно від типу завдань (прогнозне обслуговування, виявлення аномалій тощо) і налаштування гіперпараметрів, щоб досягти потрібної точності.

Четвертий етап дозволяє запуснути служби ШІ у реальних умовах. Використовуються контейнери (Docker, Kubernetes) для гнучкого масштабування та потокові фреймворки (Apache Flink/Storm) для оброблення даних у реальному часі. Паралельно забезпечується зв'язок із системами управління виробничими операціями та планування ресурсів для обміну бізнес-логікою.

На п'ятому етапі перевіряють коректність прогнозів, швидкість формування рекомендацій і реакцію персоналу. За потреби—проводять донавчання моделей, корегують параметри задля підвищення точності.

Останній шостий етап передбачає тренінги, воркшопи, презентації переваг системи ШІ, а також створення каналів зворотного зв'язку. Метою запропонованого плану інтеграції ШІ є зладження переходу від традиційних процесів до інноваційного підходу.

Для реалізації наведених етапів необхідно побудувати певну архітектурну схему, що включає як програмні модулі, так і інтеграцію з наявними системами (рис.1).

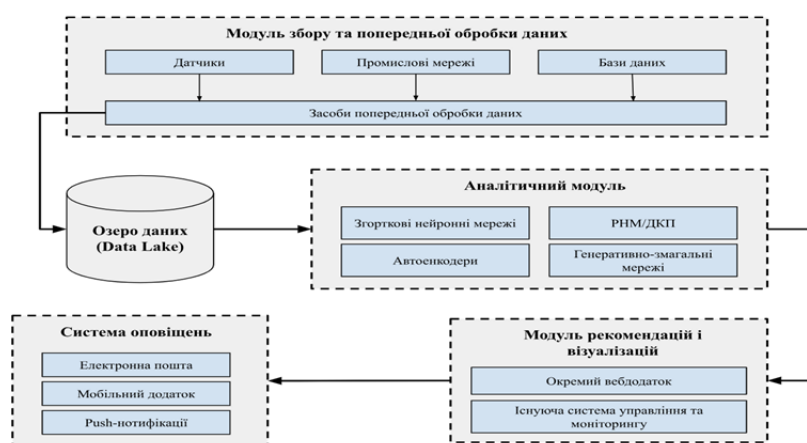


Рисунок 1 - Архітектурна схема інтеграції штучного інтелекту з програмними модулями та інтеграцією з наявними системами

Джерело: розроблено авторами

Згідно архітектурної схеми, програмні модулі і наявні системи виконують наступні функції:

1. Модуль збору та попередньої обробки даних (збирає інформацію з датчиків, промислових мереж, баз даних і приводить її до уніфікованого формату).

2. «Озеро даних» (служить сховищем для сирих та попередньо оброблених даних. Тут зручно зберігати історичну інформацію, яка може бути критичною для подальшого навчання моделей).

3. Аналітичний модуль на базі машинного/глибокого навчання (використовує різні архітектури нейронних мереж (ЗНМ, РНМ/ДКП, ГЗМ, автоенкодери) для розв'язання різноманітних завдань – від візуальної інспекції якості деталей до складних часових прогнозів).

4. Модуль рекомендацій і візуалізації (надає операторам конкретні поради, наприклад, про термінову заміну деталей або коригування технологічних параметрів. Зазвичай реалізований як вебдодаток або інтегрований у системи управління та моніторингу).

5. Система сповіщень (забезпечує швидкі повідомлення (email, мобільні додатки, push-нотифікації) операторам і менеджерам у разі відхилень чи критичних ситуацій).

Залежно від потреб машинобудівного підприємства та обсягів даних щодо виробничих процесів, доцільно обрати одну чи кілька стратегій:

- Стратегія 1. Пакетна обробка. Ідеальна для періодичного аналізу (наприклад, щоденних звітів). Втім, не забезпечує миттєвої реакції на зміни.

- Стратегія 2. Висновки в реальному часі. Застосовуються в динамічних умовах виробництва, де навіть секунди затримки можуть призвести до дефекту чи простою.

- Стратегія 3. Онлайн-навчання. Дозволяє моделям ШІ безперервно вдосконалюватися при надходженні нових даних, що особливо важливо в середовищах, які постійно змінюються.

З'ясовано, що поєднання ретельно продуманої архітектури (від збору даних до рекомендацій користувачам) із чітко окресленими кроками впровадження (аудит, навчання моделей, тестування, зміна корпоративної культури) дає змогу машинобудівному підприємству успішно інтегрувати штучний інтелект у свою діяльність. При цьому досягненням перших результатів є зменшення кількості простоїв і підвищення ефективності виробничих процесів. Це зазвичай відчутне вже на ранніх стадіях проєкту. У довгостроковій перспективі розвиток рішень та сервісів на базі штучного інтелекту стає основою для подальшої діджиталізації, забезпечуючи в машинобудівному підприємстві стабільні конкурентні переваги.

Висновки:

1. Системи підтримки прийняття рішень, що базуються на штучному інтелекті, машинному навчанні та глибокому навчанні зокрема, відкривають широкі можливості для автоматизації та оптимізації виробничих процесів у парадигмі Індустрії 4.0. Інтеграція з різнорідними джерелами даних вимагає ретельного продумування архітектури, впровадження «озер даних» і механізмів реального часу. Глибоке навчання забезпечує високу точність передбачення поломок і дефектів, але накладає підвищені вимоги до обчислювальних ресурсів і якості даних.

2. Запропонований у роботі план застосування штучного інтелекту на машинобудівному підприємстві охоплює етапи аудиту, інтеграції, навчання моделей виробничих процесів і підтримки змін у колективі. Правильно спроектований ланцюжок (від датчиків до рекомендаційної системи) дає змогу суттєво зменшити кількість незапланованих простоїв, підвищити якість продукції та забезпечити гнучкість виробництва на машинобудівному підприємстві. При цьому ключове значення мають масштабованість, безпечність опрацювання даних та врахування людського фактора.

3. Рекомендації з проєктування архітектури системи підтримки прийняття рішень, що включають увагу до масштабованості, інформаційної безпеки, сумісності з існуючими системами та мінімізації ризиків, були запропоновані як важливе доповнення до плану інтеграції штучного інтелекту. Їх комбінація забезпечує надійну роботу систем у динамічному середовищі сучасного підприємства та сприяє безперервній модернізації виробничих процесів.

Подальші дослідження можуть зосередитися на пояснюваних методах штучного інтелекту, інтеграції блокчейну та доповненої реальності для поглибленої прозорості ланцюгів постачання мобільних машин і обладнання та персоналізованої підтримки прийняття рішень по удосконаленню та ефективності виробничих процесів на машинобудівних підприємствах.

Список літератури

1. J.M. Tien. Internet of things, real-time decision making, and artificial intelligence. *Annals of Data Science*, 4 (2017), 149-178. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s40745-017-0112-5>
2. H. Hu, Y. Wen, T.-S. Chua, X. Li. Toward scalable systems for big data analytics: A technology tutorial. *IEEE access*, 2 (2014), 652-687. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/6842585>
3. S. Gupta, S. Modgil, S. Bhattacharyya, I. Bose. Artificial intelligence for decision support systems in the field of operations research: review and future scope of research. *Annals of Operations Research*, 308 (1) (2022), 215-274. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s10479-020-03856-6>
4. E. Ananias, P.D. Gaspar, V.N. Soares, J.M. Caldeira. Artificial intelligence decision support system based on artificial neural networks to predict the commercialization time by the evolution of peach quality. *Electronics*, 10 (19) (2021), 2394. URL: <https://www.mdpi.com/2079-9292/10/19/2394>
5. M.I. Jordan, T.M. Mitchell. Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science*, 349 (6245) (2015), 255-260. URL: <https://www.science.org/doi/10.1126/science.aaa8415>
6. N. Kriegeskorte. Deep neural networks: a new framework for modeling biological vision and brain information processing. *Annual review of vision science*, 1 (2015), 417-446. URL: <https://www.annualreviews.org/content/journals/10.1146/annurev-vision-082114-035447>
7. T. Taleb, C. Benzaïd, R.A. Addad, K. Samdanis. AI/ML for beyond 5G systems: Concepts, technology enablers & solutions. *Computer Networks*, 237 (2023), article 110044. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1389128623004899>
8. I.H. Sarker. AI-based modeling: techniques, applications and research issues towards automation, intelligent and smart systems. *SN Computer Science*, 3 (2) (2022), 158. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s42979-022-01043-x>
9. B. Nathali Silva, M. Khan, K. Han. Big data analytics embedded smart city architecture for performance enhancement through real-time data processing and decision-making. *Wireless communications and mobile computing*, 2017. URL: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1155/2017/9429676>
10. S. Sun, X. Zheng, J. Villalba-Díez, J. Ordieres-Meré. Data handling in industry 4.0: Interoperability based on distributed ledger technology. *Sensors*, 20 (11) (2020), 3046. URL: <https://www.mdpi.com/1424-8220/20/11/3046>
11. A. Krtalić, A. Kuveždić Divjak, A. Milić. Toward Data Lakes for Crisis Management. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial. Information Sciences*, 48 (2023), 539-546. URL: <https://isprs-archives.copernicus.org/articles/XLVIII-1-W2-2023/539/2023/>
12. H.-Y. Cheng, Y.-C. Wu. Applying machine learning models with an ensemble approach for accurate real-time influenza forecasting in Taiwan: Development and validation study. *Journal of medical Internet research*, 22 (8) (2020), article e15394. URL: <https://www.jmir.org/2020/8/e15394>

References

1. J.M. Tien. (2017). Internet of things, real-time decision making, and artificial intelligence. *Annals of Data Science*, 4 149-178. <https://link.springer.com/article/10.1007/s40745-017-0112-5>
2. H. Hu, Y. Wen, T.-S. Chua, & X. Li. (2014). Toward scalable systems for big data analytics: A technology tutorial. *IEEE access*, 2, 652-687. <https://ieeexplore.ieee.org/document/6842585>
3. S. Gupta, S. Modgil, S. Bhattacharyya, & I. Bose. (2022) Artificial intelligence for decision support systems in the field of operations research: review and future scope of research. *Annals of Operations Research*, 308 (1). 215-274. <https://link.springer.com/article/10.1007/s10479-020-03856-6>
4. E. Ananias, P.D. Gaspar, V.N. Soares, & J.M. Caldeira. (2021). Artificial intelligence decision support system based on artificial neural networks to predict the commercialization time by the evolution of peach quality. *Electronics*, 10 (19). 2394. <https://www.mdpi.com/2079-9292/10/19/2394>
5. M.I. Jordan, & T.M. Mitchell. (2015). Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science*, 349 (6245). 255-260. <https://www.science.org/doi/10.1126/science.aaa8415>
6. N. Kriegeskorte. (2015). Deep neural networks: a new framework for modeling biological vision and brain information processing. *Annual review of vision science*, 1 417-446. <https://www.annualreviews.org/content/journals/10.1146/annurev-vision-082114-035447>
7. T. Taleb, C. Benzaïd, R.A. Addad, & K. Samdanis. (2023) AI/ML for beyond 5G systems: Concepts, technology enablers & solutions. *Computer Networks*, 237 article 110044. <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1389128623004899>
8. I.H. Sarker. (2022). AI-based modeling: techniques, applications and research issues towards automation, intelligent and smart systems. *SN Computer Science*, 3 (2) 158. <https://link.springer.com/article/10.1007/s42979-022-01043-x>

9. B. Nathali Silva, M. Khan, & K. Han. (2017). Big data analytics embedded smart city architecture for performance enhancement through real-time data processing and decision-making. *Wireless communications and mobile computing*, <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1155/2017/9429676>
10. S. Sun, X. Zheng, J. Villalba-Díez, & J. Ordieres-Meré. (2020). Data handling in industry 4.0: Interoperability based on distributed ledger technology. *Sensors*, 20 (11) 3046. <https://www.mdpi.com/1424-8220/20/11/3046>
11. A. Krtalić, A. Kuveždić Divjak, & A. Miletić. (2023), Toward Data Lakes for Crisis Management. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial. Information Sciences*, 48 539-546. <https://isprs-archives.copernicus.org/articles/XLVIII-1-W2-2023/539/2023/>
12. H.-Y. Cheng, & Y.-C. Wu. (2020). Applying machine learning models with an ensemble approach for accurate real-time influenza forecasting in Taiwan: Development and validation study. *Journal of medical Internet research*, 22 (8) article e15394. <https://www.jmir.org/2020/8/e15394>

Roman Boiko, post-graduate, **Viktor Aulin**, Prof., DSc., **Andrii Tykhyi**, Assoc. Prof., PhD tech. sci., **Serhii Karpushyn**, Assoc. Prof., PhD tech. sci., **Oleh Koval**, post-graduate
Central Ukrainian National Technical University, Kropyvnytskyi, Ukraine

Integration of Artificial Intelligence Into Decision Support Systems in Optimizing Production Processes of a Machine-Building Enterprise Using the Example of machine Learning

This article provides a comprehensive overview of decision support systems based on artificial intelligence within the context of Industry 4.0. The integration approaches and data processing methods, as well as key machine learning and deep learning techniques, which form the technological foundation of such systems, are analyzed. The article outlines the architecture, typical implementation stages, and suggests a plan for artificial intelligence integration in a machine-building enterprise, including descriptions of the system components and deployment strategies. Potential challenges and recommendations for successful implementation are also discussed.

The outcomes of this integration can significantly reduce unplanned equipment downtimes, improve production efficiency, and provide enterprises with a substantial competitive advantage. Artificial intelligence, including machine learning and deep learning, enables the automation and acceleration of decision-making processes, detecting hidden patterns and preventing failures before they occur. The article highlights the importance of system architecture, data quality, and organizational factors in the successful deployment of artificial intelligence-based decision support systems. Furthermore, the article proposes a detailed integration plan, starting from data collection and unification to the selection of appropriate algorithms and the design of scalable, secure, and compatible architectures for real-time operations.

The integration of artificial intelligence-based decision support systems in machine-building enterprises can foster significant operational improvements, increase product quality, and optimize resource allocation. Future research may focus on explainable artificial intelligence, blockchain integration, and augmented reality to enhance transparency in supply chains and support personalized decision-making.

artificial intelligence, machine learning, deep learning, decision support systems, predictive maintenance, quality control, production process optimization.

Одержано (Received) 04.11.2024

Прорецензовано (Reviewed) 11.12.2024

Прийнято до друку (Approved) 11.12.2024