

ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В ЗВАРЮВАННІ ТА СПОРІДНЕНИХ ТЕХНОЛОГІЯХ

Л.М. Лобанов, О.В. Махненко, О.С. Міленін, М.Г. Мальгін, Г.Ю. Саприкіна, О.М. Савицька

ІЕЗ ім. Є.О. Патона НАН України. 03150, м. Київ, вул. Казимира Малевича, 11. E-mail: makhnenko@paton.kiev.ua

Застосування систем штучного інтелекту (ШІ) на основі загальних мовних моделей надає великі можливості спеціалістам зі зварювання для аналізу великих об'ємів наявної в мережі Інтернет інформації при підготовці наукових статей і звітів, а також для вирішення типових задач у галузях математики, фізики, хімії тощо. Доцільним є використання у зварюванні спеціалізованих моделей ШІ, які можуть ефективно вирішувати такі задачі як: оптимізація параметрів режиму зварювання, аналіз якості зварювання за допомогою методів комп'ютерного зору, роботизація зварювання для виконання повторюваних завдань, моніторинг стану відповідальних зварних конструкцій і створення систем цифрових двійників, а також навчання зварників. Використання систем ШІ у зварюванні та споріднених технологіях може забезпечити суттєві переваги при розробці нових зварних виробів і зварювальних технологій завдяки оптимізованим процесам. Бібліогр. 46, табл. 1, рис. 11.

Ключові слова: зварювання, штучний інтелект, нейронні мережі, оптимізація параметрів зварювання, контроль якості зварювання, роботизоване зварювання, системи моніторингу, навчання зварників

Вступ. Зварювання – складний багатофакторний технологічний процес, що успішно застосовується в багатьох галузях промислового виробництва. Обсяг зварних конструкцій, що постійно зростає, розширення номенклатури конструкційних і зварювальних матеріалів, поява нових технологій зварювання, підвищення вимог до якості виробів і скорочення термінів розробки вимагає використання ефективних методів вирішення комплексної проблеми зварюваності в поєднанні з забезпеченням заданих технічними умовами механічних і експлуатаційних характеристик зварних з'єднань і конструкцій. Сьогодні, враховуючи високий існуючий рівень комп'ютеризації та інформатизації суспільства, задачі розробки та оптимізації технологічних циклів зварювання, проєктування зварних конструкцій, планування їхньої експлуатації та обслуговування раціонально розв'язувати за допомогою сучасних засобів математичного та чисельного моделювання. Це дозволяє врахувати складну просторово неоднорідну природу нестационарних фізичних явищ у прогресивних матеріалах, які визначають якість з'єднання, зварюваність і працездатність зварної конструкції. До таких явищ відноситься: кінетика температурного поля, розвиток напружено-деформованого стану, гідрота газодинамічні явища, електромагнітні явища, мікроструктурні перетворення, пошкодження та руйнування матеріалу тощо.

Для чисельного прогнозування таких складних фізичних явищ прийнято використовувати два принципово різних підходи, а саме: детерміністич-

не або статистичне моделювання. Детерміністичне моделювання – це процес побудови математичних моделей, у яких стан системи в будь-який момент часу однозначно визначається заданими початковими умовами, параметрами та певними законами фізики. Такі моделі базуються на детермінованих фізичних або технічних законах (наприклад, рівнянні теплопровідності, рівняннях Нав'є-Стокса, рівняннях Максвелла тощо), і при однакових умовах результат розрахунку завжди такий же самий. Основними математичними об'єктами при цьому є звичайні та частинні диференціальні рівняння, інтегральні рівняння, системи алгебраїчних рівнянь.

Проте як складність технологічних реальних процесів, так і мультимасштабність відповідних фізичних явищ зумовлюють появу природної невизначеності вхідних даних щодо стану системи та результатів моделювання на основі детерміністичних математичних моделей. У цьому випадку раціонально використовувати так зване статистичне моделювання – процес побудови математичних моделей, що описують залежності між змінними на основі вибіркового даних, із урахуванням випадковості, варіативності, неповноти або невизначеності у спостереженнях чи у фізичних явищах. Такий підхід особливо важливий у разі невизначеності в тенденціях протікання фізичних процесів, але дозволяє виявити необхідні закономірності на основі аналізу великих масивів наявних даних. Одним із способів реалізації методів статистичного моделювання є використання систем штучного інтелекту (ШІ), які знаходять все ширше використання для розв'язання практичних задач [1]. У рамках даної роботи проведено критичний аналіз

і виявлено основні тенденції використання ШІ в галузі зварювання та експлуатації відповідальних зварних конструкцій.

Штучний інтелект – це системи або програми, здатні виконувати завдання, які зазвичай потребують людського інтелекту, такі як: навчання, логічне міркування, сприйняття інформації або прийняття рішень, часто шляхом використання даних, знань і досвіду для ефективних дій у нових або невизначених ситуаціях [2–4]. До типових задач, що розв’язуються системами ШІ, відносяться: аналіз великих об’ємів інформації; пошук розв’язку задач математики, фізики й т.і.; розпізнавання мови чи зображень; генерування зображень і звуків; комп’ютерний зір тощо.

Історія розвитку ШІ як наукової дисципліни розпочалася у 1956 р. на Дартмутському семінарі, на якому вперше було введено термін «штучний інтелект». З того часу ШІ пройшов низку етапів розвитку [5, 6], що змінювалися періодами, в яких інтерес до ШІ знижувався, що було пов’язано з недоліком обчислювальних потужностей та недостатнім рівнем розвитку комп’ютерної техніки.

Одними з перших дослідників ШІ в Україні, які заклали основи комп’ютерної інформатики та наукових підходів до проблеми ШІ, можна назвати видатного математика й кібернетика, засновника Інституту кібернетики НАН України академіка В.М. Глушкова; відомого хірурга, академіка М.М.

Амосова, а також знаного вченого у галузі інформатики, автоматичного керування та математичного моделювання академіка О.Г. Івахненка. У 60-х роках минулого століття було опубліковано ряд наукових робіт [7–12], в яких викладалися основні принципи переробки інформації та моделювання інтелектуальних систем, які сьогодні використовуються в системах ШІ. Треба зауважити, що монографія М.М. Амосова «Моделювання мислення та психіки» була опублікована в перекладі англійською мовою, зокрема видавництвом Springer [13] (рис. 1).

Одним із етапів розвитку в області ШІ була розробка потужних комп’ютерних систем, відомих як експертні системи (ЕС). ЕС є комп’ютерною системою, що імітує здатність людини до прийняття рішень [14]. Вона призначена для вирішення складних завдань через міркування на основі знань, представлених здебільшого у вигляді правил «якщо–тоді», а не традиційного процедурного коду. ЕС складається з двох основних підсистем: механізму логічного висновку та бази знань. База знань містить факти та правила, у той час як механізм логічного висновку застосовує ці правила до відомих фактів, щоб отримати нові. Механізми логічного висновку можуть також містити функції для пояснення та налагодження. Перші експертні системи були розроблені в 1970-х р., а в 1980-х р. стали широко використовуваними, у тому числі



Рис. 1. Перші праці з дослідження проблеми ШІ в Україні

інженерами-зварниками та дослідниками, які займаються проблемами зварювання та споріднених технологій. Для підготування та планування зварювальних робіт створювалися засоби, що базувалися на обчислювальній техніці, які з точки зору обробки та подання інформації умовно можна розділити на два види: експертні системи й традиційні програми. ЕС, використовуючи символічну логіку та евристики (емпіричні правила) при розв'язанні проблем, роблять певні висновки навіть при неповних або «зашумлених» вхідних даних. Було розроблено програмні комплекси в рамках проєктів групового фінансування з дослідження та розробки ЕС. Найвідоміші з них – проєкт Британського інституту зварювання «Expert System in Welding», Американського інституту зварювання «Welding Information Network», Німецького союзу зварювальної техніки «Schweisstechnik», спільні роботи Британського інституту зварювання та Міністерства енергетики Великобританії, фірм Babcock Power, British Nuclear Fuels & ESAB. У цей же час в ІЕЗ ім. Є.О. Патона НАН України під керівництвом академіка В.І. Махненка велися роботи зі створення експертних систем, призначених для різних видів зварювання: точкове контактне зварювання, паяння, електрошлакове лиття, наплавлення, дугове зварювання під флюсом. Деякі з цих систем були доведені до рівня дослідницького прототипу [15, 16].

Таким чином, ЕС спрямовані на надання спеціалізованих знань і здатностей до розв'язання проблем, що допомагає користувачам ухвалювати рішення або вирішувати складні завдання. Але інтерес до ЕС дещо знизився через ручне кодування тисяч правил для складних завдань, і це стало непрактичним. Крім цього, виникла проблема невизначеності: коефіцієнти впевненості погано долають імовірнісні сценарії, а також виникла конкуренція з боку статистичних методів – машинне навчання (регресійні дерева, метод опорних векторів). Це показало, що ЕС ефективні лише в обмежених областях.

Об'єднання ЕС з машинним навчанням, розвиток напрямку великих даних (big data), нейромереж (НМ) та обчислювальних потужностей дозволило їх модернізувати, зберігши логічну прозорість і додавши адаптивності.

Еволюція ЕС – це шлях від жорстких правил до симбіозу логіки та даних. Сучасні гібридні підходи дозволяють подолати обмеження класичних ЕС, зберігши їхню головну перевагу – прозорість рішень. У майбутньому нейросимволічний ШІ може стати основою для систем, які не тільки імі-

тують експертів, але й навчаються у них, адаптуючись до світу, що динамічно змінюється [5, 17, 18].

На початку 2010-х р. стався справжній прорив у галузі НМ, пов'язаний з розвитком глибокого (машинного) навчання. Цьому сприяли збільшення обчислювальних потужностей, особливо поява графічних процесорів і доступність великих обсягів даних. Зараз спостерігається справжній бум у застосуванні нейронних мереж у системах ШІ [19].

На сьогоднішній день широке використання отримали системи ШІ на основі загальних мовних моделей. Найвідоміші сучасні розробки таких систем ШІ:

- ChatGPT – чат-бот зі штучним інтелектом від компанії OpenAI, заснований на великій мовній моделі; здатний працювати в діалоговому режимі природними мовами;
- Gemini – розмовний чат-бот з генеративним ШІ, розроблений компанією GoogleAI, який базується на мовних моделях;
- DeepSeek – нейромережа, розроблена однойменною китайською компанією, пише тексти, аналізує документи, програмує й т.і.

Найвживаніші методи ШІ в галузі зварювання. Стрімкий розвиток ШІ демонструє величезний потенціал удосконалення традиційних промислових процесів. Інтеграція ШІ у зварювальне виробництво відображає загальну тенденцію до впровадження передових технологій для вирішення таких завдань як: брак кваліфікованої робочої сили, потреба у високій якості зварних виробів і необхідність збільшення рівня автоматизації виробничих процесів [20].

ШІ може аналізувати дані у масштабах, недоступних жодній людині. Методи ШІ та їхнє використання поступово розширюється. Слід зазначити, що у додатках для використання ШІ виділяються такі методи як: штучні нейронні мережі (ANN), машинне навчання (МН), метаевристичні та гібридні методи тощо. Ці методи й орієнтовані на різні цілі. У таблиці коротко наведено переваги та недоліки цих популярних методів штучного інтелекту, що застосовується у зварюванні [21].

Нейронні мережі. Методологія та основи побудови. Штучні нейронні мережі (ШНМ), які зазвичай просто називають нейронними мережами (НМ) або нейромережами, – це математична модель, а також її програмна або апаратна реалізація, що побудована за принципом організації нервових мереж – мереж нервових клітин нейронів живого організму. НМ застосовуються для розпізнавання прихованих закономірностей у не-

Методи ШІ в галузі зварювання

Штучні нейронні мережі	ШНМ здебільшого орієнтовані на навчання та застосовуються для прийняття рішень у нелінійних системах або системах, в яких інформація про саму систему є неповною та неточною. Складність перенесення існуючих експертних знань для вирішення задачі та переоснащення задачі під час навчання – важливий недолік ШНМ.
Нечітка логіка	Завдяки правилам, створеним за допомогою НЛ, висновок робиться на основі логічних операцій, дотримуючись причинно-наслідкового зв'язку. Найсильнішим аспектом НЛ є використання наявних експертних знань, що є серйозним недоліком у тому випадку, коли експертні знання в повному обсязі недоступні.
Алгоритми оптимізації	АО – це оптимальні алгоритми пошуку рішень. Цим алгоритмам, що працюють на базі законів імовірності, потрібна лише цільова функція. Розглядається певна частина простору рішень. Таким чином, шляхом активних пошуків вони досягають рішення в коротші терміни.
Машинне навчання	МН – це підгалузь штучного інтелекту, що складається з моделювання та алгоритмів, а також прогнозування/кластеризації/класифікації. Його головною перевагою є здатність давати дуже хороші результати прогнозування з мінімальними навчальними даними, за найкоротший час оброблення та без перенавчання.
Гібридні системи	НЛ, ШНМ тощо можуть використовуватися окремо, а також як гібридні системи, враховуючи переваги та недоліки кожного методу. Таким чином, можуть бути розроблені набагато ефективніші методи.

оброблених даних (завдань регресії), класифікації, а також розв'язання завдань у галузі ШІ та машинного навчання. Штучний нейрон є фундаментальним будівельним блоком нейронних мереж, слугує перетворювачем інформації в нейронних мережах. Він названий за аналогією з біологічним, але реалізує свої функції через математичні операції.

Функціонування штучного нейрона (рис. 2) може бути описане такими математичними рівняннями [22]:

$$u_k = \sum_{i=1}^n w_{ki} \cdot x_i, \quad y_k = f(u_k + b_k),$$

де w_{ki} – вага синапсу, що визначає силу зв'язку; b_k – значення зміщення, яке додається до виваженої суми; u_k – результат підсумовування зважених вхідних сигналів та зміщення; x_i – i -й компонент вхідного вектора (вхідний сигнал); y_k – вихідний сигнал нейрона; n – число входів нейрона; f – нелінійне перетворення або функція активації.

Ваги являють собою числові значення, пов'язані з кожним зв'язком між нейронами в нейронній мережі. Вони визначають силу та важливість цього зв'язку, вказуючи, наскільки сильно ця вхідна ознака впливає на вихідний прогноз.

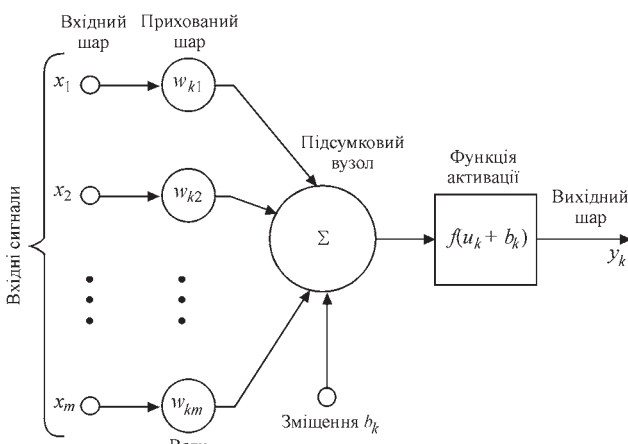


Рис. 2. Схема побудови нелінійної моделі нейрона [22]

Зміщення – це додаткові параметри, що навчаються в моделі машинного навчання, які дозволяють точно налаштувати та корегувати прогнози. Вони дають моделі можливість враховувати фактори, які не можуть бути повністю охоплені тільки вхідними ознаками, і дозволяють нейронній мережі робити прогнози, навіть коли всі вхідні ознаки дорівнюють нулю.

Шари. У багатошарових нейронних мережах нейрони згруповані в шари. Кожен нейрон попереднього шару пов'язаний з усіма нейронами наступного шару (так звані повнозв'язні або «щільні» шари), при цьому всередині шарів зв'язки між нейронами відсутні. Нейронні мережі складаються з кількох шарів нейронів, кожен з яких з'єднаний з нейронами наступного шару, формуючи свої складні нелінійні залежності між вхідними та вихідними даними. При правильному налаштуванні гіперпараметрів (таких як: кількість шарів, кількість нейронів у кожному шарі, функції активації та швидкість навчання) штучні нейронні мережі здатні виявляти та ефективно моделювати складні залежності в даних. Цей процес можна представити як складну просторову багатокомпонентну інтерполяцію.

Навчання нейронної мережі – це ітеративний процес налаштування її внутрішніх параметрів (ваг і зміщень) з метою мінімізації різниці (похибки) між передбачуваними мережею вихідними даними та фактичними цільовими значеннями. Спочатку виконується накопичення необхідного обсягу даних у датасеті, після чого починається основний етап навчання нейронних мереж, мета якого – отримання навченої моделі, що є файлом з оптимізованими вагами та зміщеннями нейронів. Основний процес навчання містить пряме поширення, при якому вихідні дані оцінюються на основі вхідних, і зворотне поширення помилки, у ході якого корегуються ваги та зміщення для міні-

німізації помилки. У ході навчання підбираються такі параметри як: кількість прихованих шарів; кількість нейронів у кожному шарі; кількість нейронів, що активуються на кожному етапі, а також кількість ітерацій навчання, відомих як епохи. У результаті багаторазових ітерацій підбору параметрів навчання модель оптимізується доти, доки не буде досягнуто найкращого показника точності. Після цього навчання може бути завершено та навчена модель зберігається у вигляді файлу, що містить усі необхідні ваги та параметри для прогнозування. Ця модель готова до використання в подальшому, наприклад у рамках глобальної екосистеми цифрового двійника, де вона може бути інтегрована у вигляді модуля, що підключається.

Майбутнє інтелектуального керування, ймовірно, буде полягати в синергії традиційних методів керування з потенціалом систем, заснованих на штучних нейронних мережах [23, 24]. Такі методи керування пропонують значні переваги, як то: відсутність обмежень лінійних систем, ефективність в умовах шуму, можливість керування в реальному часі після навчання та велику адаптивність до реальних умов. Але залишаються й виклики, такі як забезпечення надійності, оскільки штучні нейронні мережі можуть бути неточними навіть при коректному функціонуванні, що вимагає їхнього дублювання іншими системами для критично важливих завдань. Розроблені та знаходять застосування нові типи нейронних мереж, такі як: згорткові нейронні мережі (CNN) і рекурентні нейронні мережі (RNN), які мають свої унікальні особливості, а їхнє використання дозволяє уникнути недоліків штучних нейронних мереж. Дослідження, які постійно продовжуються в галузі архітектури, алгоритмів навчання та апаратної оптимізації, будуть визначати шляхи розвитку й цієї області, яка стрімко розвивається у даний час.

Застосування ШІ в галузі зварювання та споріднених технологій. Розглянемо докладніше напрямки застосування ШІ в галузі зварювання та споріднених технологій. Застосування систем ШІ на основі загальних мовних моделей надає великі можливості спеціалістам зі зварювання для аналізу великих обсягів наявної в мережі Інтернет інформації при підготовці наукових статей і звітів, а також для вирішення типових задач у галузі математики, фізики, хімії тощо. Доцільним є використання в зварюванні спеціалізованих моделей ШІ, які можуть ефективно вирішувати наступні задачі:

- Оптимізація параметрів зварювання в режимі реального часу в залежності від типу матеріалу, товщини та конфігурації з'єднання.

- Аналіз якості зварювання за допомогою методів комп'ютерного зору для виявлення дефектів у реальному часі.

- Співпраця з роботизованими зварювальними системами для виконання повторюваних завдань.

- Створення систем моніторингу стану відповідальних зварних конструкцій і цифрових двійників.

- Навчання зварників.

Використання систем ШІ в зварюванні та споріднених технологіях може забезпечити суттєві переваги при розробці нових зварних виробів і зварювальних технологій завдяки оптимізованим процесам проектування та виробництва.

Використання локальних мовних моделей.

Сьогодні локальні великі мовні моделі стають дедалі доступнішими для практичного застосування завдяки відкритим розробкам і активному розвитку спільноти. Моделі, такі як: Mistral, LLaMA, Gemma, Phi, Qwen, GPT-OSS та інші, можуть бути розгорнуті на власному обладнанні, як то: персональні комп'ютери або робочі станції з GPU. Це дозволяє використовувати їх локально без звернення до зовнішніх хмарних сервісів. Водночас варто зазначити, що ці моделі були навчені на узагальнених зовнішніх датасетах і не містять повною мірою галузеву специфіку користувача, таку як: процеси та режими зварювання, контроль якості, роботизація, системи моніторингу стану зварних конструкцій, навчання зварників тощо. Тому для отримання продуктивної взаємодії користувача з великими мовними моделями у професійних задачах необхідне їхнє додаткове навчання. Проте цей процес є тривалим, технічно складним і потребує суттєвих обчислювальних ресурсів. Найефективнішою альтернативою у таких випадках є використання підходу Retrieval-Augmented Generation (RAG), який передбачає, що мовна модель не намагається «пам'ятати» всю інформацію, а витягує її із зовнішніх джерел знань [25]. Це особливо корисно, коли мова йде про роботу з великими масивами власних даних: технологічні інструкції, наукові звіти, моделі, розрахунки, бази результатів інтерпретацій тощо.

Було досліджено використання RAG з фреймворк LangChain, інтегровано різні великі мовні моделі з тестовими базами знань, векторними сховищами та зовнішніми утилітами [26]. LangChain підтримує обробку різноманітних форматів даних: текст, PDF, Excel, зображення з текстом, SQL-бази, і дозволяє створювати власну базу знань, яка постійно доповнюється та оновлюється користува-

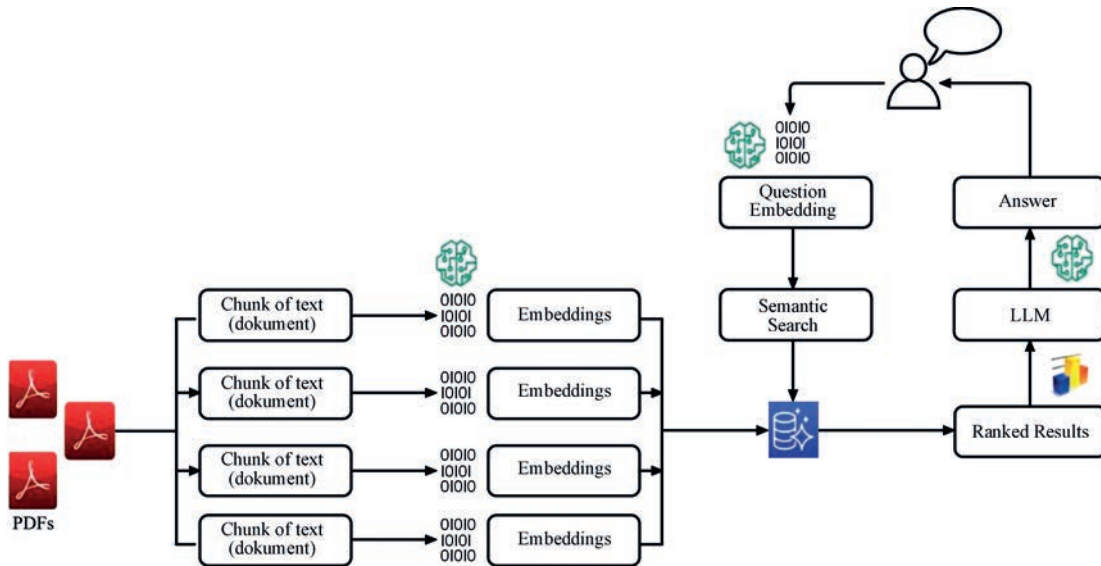


Рис. 3. Загальна схема взаємодії векторної бази даних з великими мовними моделями на базі фреймворку LangChain [26]

чем. Досліджено можливість побудови ланцюжків дій, які містять:

- формулювання запиту природною мовою (через текст);
- витяг релевантної інформації із документів;
- запуск спеціалізованих утиліт або розрахункових програм;
- звернення до баз даних з параметрами;
- генерацію текстового та графічного звіту через LLM.

Встановлено робочий процес у вигляді того, як з початку автоматично обробляються наукові звіти у форматі PDF: кожен документ розбивається на фрагменти тексту, які проходять через етап векторизації. Цей процес генерує числові представлення (embeddings), що зберігають семантичний зміст кожного текстового блоку (рис. 3).

Усі ці вектори зберігаються у векторній базі даних. Коли користувач ставить запитання природною мовою, наприклад: «Який процес зварювання застосувати для з'єднання листів завтовшки 6 мм із алюмінієвого сплаву 2219-T81», система перетворює це запитання у векторне представлення та виконує семантичний пошук у базі знань. Найрелевантніші фрагменти витягуються, ранжуються за схожістю до запиту та передаються до LLM. Мовна модель на основі цих фрагментів формує відповідь, яку отримує користувач. Таким чином, зображення демонструє, як зі звичайних технологічних інструкцій або наукових документів створюється динамічна база знань, яка працює в інтерактивному режимі. LangChain виступає як координатор усіх етапів – від підготовки даних, пошуку, виклику LLM до повернення результату користувачу. Такий підхід дозволяє інтегрувати навіть великі архіви в єдину систему знань.

Оптимізація параметрів процесу зварювання.

У сучасній промисловості поширюється використання легких і міцних матеріалів, що зумовлено орієнтацією на зниження викидів парникових газів. Одним із найбільш екологічно чистих методів зварювання, що потребує значно менших енергетичних витрат у порівнянні з традиційними методами зварювання, зокрема, дуговим та електрошлаковим, можна назвати зварювання тертям з перемішуванням. Його можна застосовувати для зварювання легованих сталей, легких кольорових металів і сплавів (однорідних і різномірних), зокрема сплавів титану, магнію, міді та алюмінію.

Процес зварювання тертям з перемішуванням (рис. 4) – це процес зварювання в твердій фазі, без розплавлення матеріалу, за допомогою інструменту, що обертається та має більшу твердість, ніж матеріал, що зварюється. Спочатку інструмент, що обертається, занурюється в стик матеріалів, потім тепло від тертя розм'якшує зварюваний матеріал і, зрештою, за рахунок перемішування формується міцне з'єднання. Подібним чином піддаються зварюванню всі матеріали, які можна перевести у в'язкий стан, а також існує можливість зварюван-

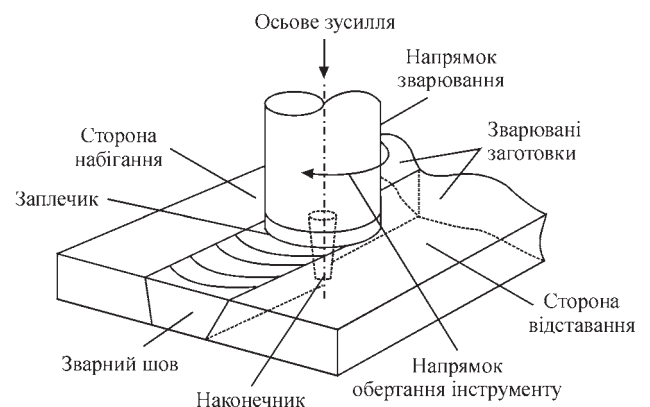


Рис. 4. Схема процесу зварювання тертям з перемішуванням

ня термопластичних полімерів з металами (зварювання різнорідних матеріалів і металів – змішане з’єднання).

Автори [21, 27–29] розглядають ключові методи ШІ, які застосовують для оптимізації параметрів зварювання тертям з перемішуванням, а також прогнозування властивостей зварного з’єднання та поліпшення якості процесу. Виділено п’ять підходів для застосування ШІ у зварюванні тертям з перемішуванням:

1. Алгоритми *штучних нейронних мереж* (рис. 5) знайшли застосування для прогнозування механічних властивостей (границя міцності, твердість, знос), мікроструктури зварних з’єднань.

Методи із застосуванням алгоритмів ШІ на базі штучних нейронних мереж показали високу точність (до 95...99 %), здатність моделювати нелінійні залежності, але для їхнього впровадження потрібний великий об’єм даних для навчання. В однорівневій моделі (рис. 5, а) на вхідному рівні застосовані такі параметри: швидкість обертання інструменту (TRS), швидкість зварювання (WS). На вихідному рівні отримуємо дані стосовно механічних властивостей матеріалу зварного з’єднання: твердість металу шва, твердість ЗТВ, відносне подовження, границя плинності, границя міцності.

Застосування багаторівневої моделі штучної нейронної мережі (рис. 5, б) демонструє високу точність прогнозування вертикальної сили (осьове зусилля) притискання робочого інструменту, успішно враховуючи нелінійні залежності між параметрами процесу [29]. Архітектура даної мережі містить: тип мережі (багаторівнева пряма нейронна мережа з алгоритмом зворотного поширення помилки); вхідні параметри – чотири вузли – швидкість обертання інструменту (ω , об/хв); швидкість зварювання (v , мм/хв); відношення швидкості обертання інструменту до швидкості зварювання (ω/v); термін оброблення (t , с); вихідний параметр – один вузол – вертикальна сила (F , кН); приховані рівні складаються з двох рівнів по чотири нейрони

у кожному; функції активації – це приховані рівні та вихідний рівень; алгоритм навчання – алгоритм Левенберга-Макгвардта; метрика якості – середньоквадратична похибка.

На цьому прикладі була перевірена властивість моделі прогнозувати вертикальну силу за умов, що не включені до навчального набору. Для цього використали два підходи: метод, в якому кожен експеримент по чергово виключався з навчальних даних, і метод, коли модель тестувалась на виключених даних. Результат показав низький рівень похибок і високу кореляцію (коефіцієнт кореляції між даними, що прогнозувалися, та експериментальними даними склав $R = 0,9928$, що підтверджує сильний лінійний зв’язок). Після тестування на нових даних модель з успіхом передбачила криві вертикальної сили для параметрів, які не брали участь в навчанні. Похибки залишилися у межах $\pm 5\%$ для етапу зварювання і $\pm 10\%$ для занурення інструменту.

Дана модель успішно передбачила вертикальну силу навіть при динамічній зміні ω і v під час зварювання. Це демонструє можливість її застосування для *адаптивного керування* (регулювання параметрів у реальному часі для підтримання стабільної сили), *створення неоднорідних з’єднань* – різні зони зварювання можуть мати різні механічні властивості. Таким чином, прогнозування сили допомагає уникати дефектів і оптимізувати параметри зварювання. На рис. 6 показано порівняння пікових значень вертикальної сили (F , кН) на етапі зварювання, передбачених штучними нейронними мережами та отриманими експериментально. Значення F на графіку відповідає очікуваній поведінці вертикальної сили як функції від швидкості обертання інструменту ω та швидкості зварювання v , що підтверджує ефективність моделі на основі штучної нейронної мережі.

2. *Нечітка логіка* може застосовуватись для керування процесом зварювання на базі експертних знань із застосуванням лінгвістичних правил. Перевага цього підходу полягає в тому, що враховується невизначеність і проста інтерпре-

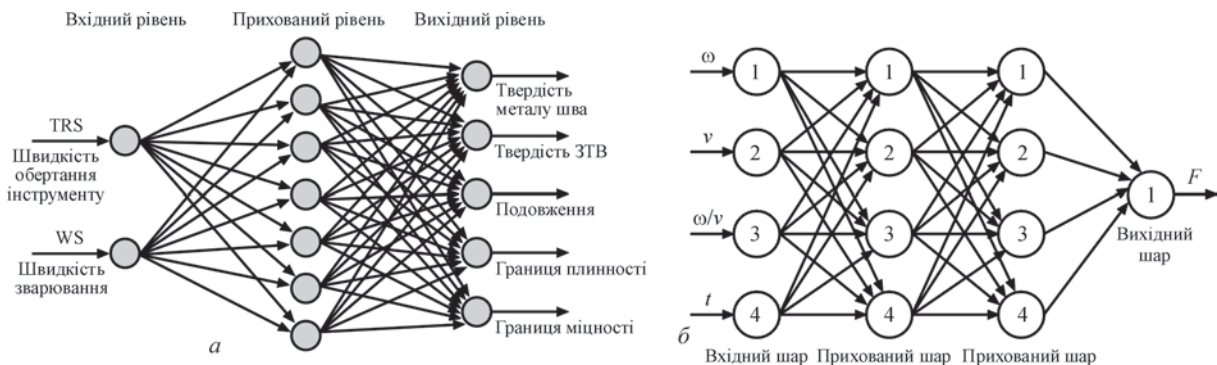
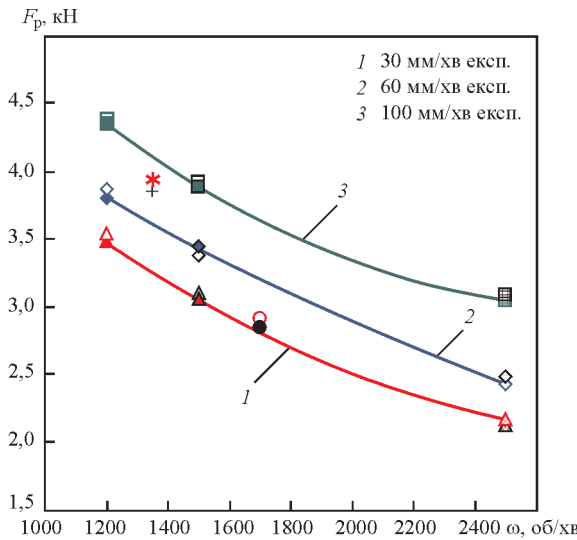


Рис. 5. Схеми штучних нейронних мереж: одношарова [27] (а) та багаторівнева модель [28] (б)



ω, об/хв	v, мм/хв	Експерим.	Прогнозов.
1200	30	▲	△ ANN1
1200	60	▲	△ ANN2
1200	100	▲	△ ANN3
1500	30	◆	◇ ANN4
1500	60	◆	◇ ANN5
1500	100	◆	◇ ANN6
2500	30	■	□ ANN7
2500	60	■	□ ANN8
2500	100	■	■ ANN9
1350	80	+	* ANN
1700	45	●	○ ANN

Рис. 6. Порівняння експериментальних і прогнозованих пікових значень вертикальної сили під час зварювання як функції параметрів зварювання

тація правил, але існує залежність від експертних знань і складність налаштування функцій належності.

3. *Машинне навчання* – прогнозування дефектів і класифікація якості зварювання. Наприклад, метод опорних векторів використаний для класифікації міцності зварного з’єднання. Ефективний при роботі з невеликим об’ємом даних і має високу швидкість навчання, але має певні обмеження, тому що потрібен ретельний вибір ознак.

4. *Евристичні алгоритми* має сенс застосовувати при оптимізації параметрів зварювання, а саме, швидкості обертання та лінійної швидкості інструменту. Перевагами алгоритмів цього типу можна назвати глобальний пошук та адаптивність, але їхнім недоліком є висока обчислювальна складність.

5. *Гібридні системи* використовують з метою підвищення точності та стабільності для аналізу акустичних сигналів, прогнозування міцності з’єднань, а також для оптимізації параметрів зварювання. Перевагами цих методів є зниження похибок і синергія методів, але складність налаштування можна назвати недоліком.

Схематично етапи розробки процесу оптимізації технологічних параметрів на прикладі зварювання тертям з перемішуванням наведено на рис. 7.

Виявлення дефектів і контроль якості та оптимізація процесу зварювання. ШІ за допомогою машинного зору здатний виявляти дефекти в зварних швах (наприклад, пористість, тріщини, підрізи, зміщення). Це сприятиме підвищенню якості зварного з’єднання, запобіганню появі браку та, що найголовніше, виявленню подібних проблем на ранній стадії [29, 30].

Процес зварювання пов’язаний з керуванням багатьма параметрами (напруга, струм, швидкість і т.і.) та геометрією зварного з’єднання. Традиційні методи стикаються з такими проблемами, як дефекти швів (пористості, непровари, деформації), що виникають через нелінійність процесів (рис. 8). Сучасні системи з датчиками та при застосуванні роботів покращують контроль, але не вирішують проблем повністю. ШІ пропонує рішення для прогнозування та адаптивного керування в реальному часі.

Для контролю якості процесу зварювання автори [29] зробили висновок, що доцільно використовувати для прогнозування геометричних параметрів зварного шва (висота валика, глибина проплавлення) *штучні нейронні мережі*, а для оптимізації параметрів зварювання (швидкості зварювання та подачі дроту) з урахуванням фак-

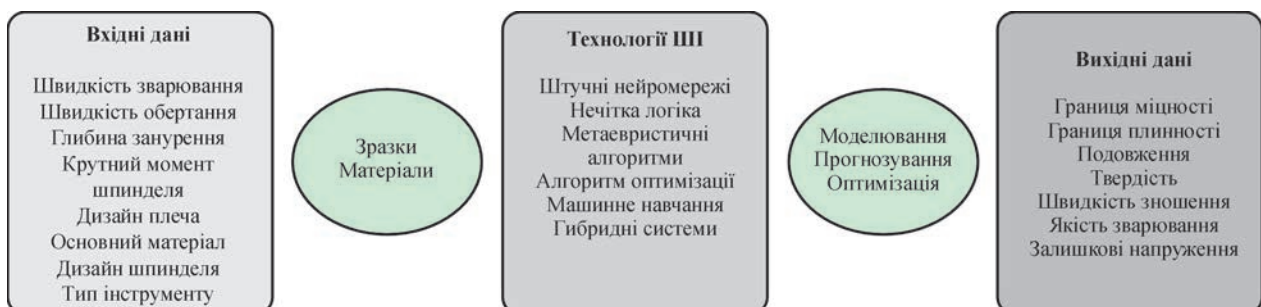


Рис. 7. Етапи розробки (оптимізації технологічних параметрів) процесу зварювання тертям з перемішуванням

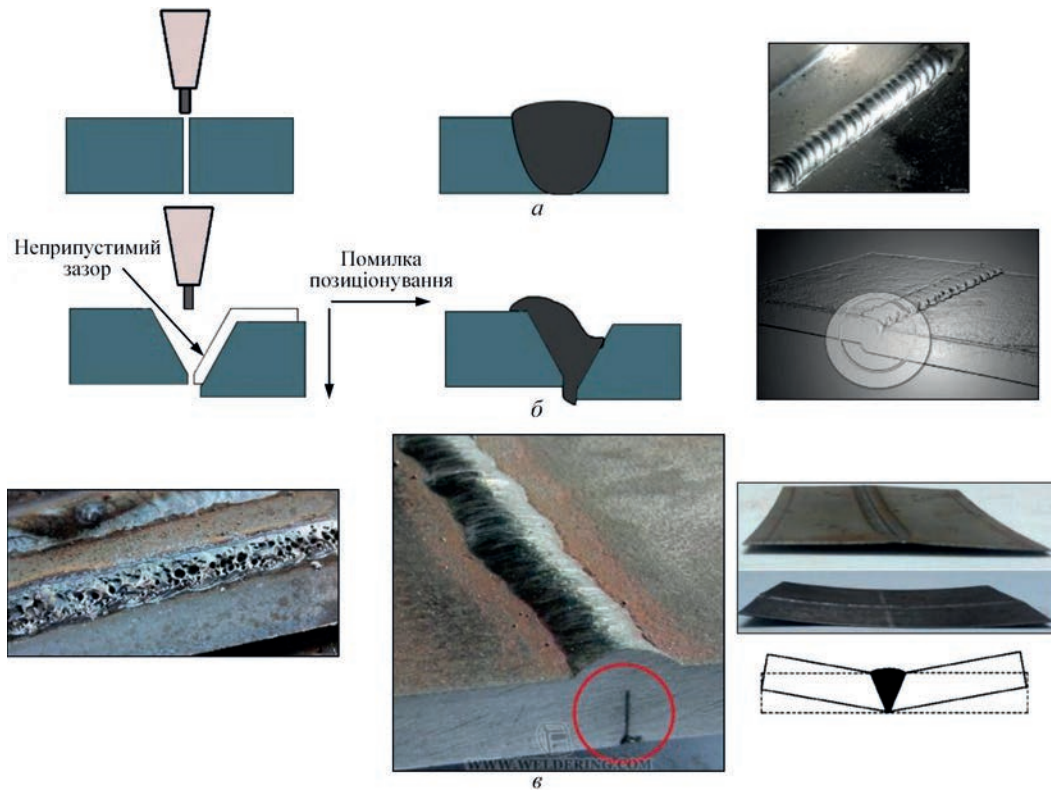


Рис. 8. Розповсюджені дефекти зварювання, які можна усунути за допомогою ШІ при автоматизації зварювального процесу: а – ідеальне положення зварного з'єднання; б – невідповідність положення зварного з'єднання; в – дефекти (пористість, неповне проплавлення, деформація)

торів зварюваності та продуктивності – *генетичні алгоритми*. У цій роботі на прикладах продемонстровано, що ШІ підвищує точність контролю за якістю швів, але динамічна оптимізація в реальному часі дуже рідко використовується.

Роботизоване зварювання. ШІ може бути використаний для керування роботизованими системами зварювання, забезпечуючи стійкість процесу та високу якість зварних швів. ШІ також може бути використаний не тільки для зміни параметрів процесу зварювання, але й для таких завдань, як завантаження та розвантаження деталей.

Роботизація промисловості має безліч переваг, як то: підвищення ефективності та продуктивності, зниження витрат, покращення якості продукції, збільшення гнучкості та безпеки. У [31] розглянуто інтелектуальну та адаптивну систему, засновану на вимірі зварювальних з'єднань за допомогою лазерного сканування та подальшого аналізу отриманої множини точок для адаптації зварювальних траєкторій. Дане дослідження зосереджено на оптимізації Т-подібних з'єднань у конкретних зварювальних умовах і є основою для розширення застосування алгоритму на більш широкий спектр зварювальних задач (рис. 9).

Методи ШІ та їхнє ефективне використання з датчиками призвели до вдосконалення зварювальних технологій. З'явилися роботи для зварювання, в

яких інтегровано системи ШІ й адаптивні системи, що можуть працювати з різними типами заготовок. Незважаючи на ці здобутки, досі спостерігається використання неавтономних системи, де оператори вручну задають роботам точки зварювання.

Проектування та розробка зварювального робота, який використовує методи ШІ та машинного навчання для ідентифікації та відстеження траєкторії зварювання для зменшення помилок оператора та покращення якості зварювання, розглянуто в [32]. У рамках цього дослідження планується розробити та реалізувати роботизовану систему, яка автономно визначатиме траєкторію зварювання за допомогою методів ШІ та виконувати зварювальний процес. Розроблено прототип, що містить тримач для ручки початкових експериментів з траєкторіями. Також було спроектовано та виготовлено тримач для пальника. Систему підготовлено до заключних випробувань із використанням високоякісної камери та ШІ для визначення траєкторій. Високоякісна камера захоплюватиме зображення заготовок, а методи обробки зображень будуть визначати зварювальні шляхи. Алгоритми покращуватимуть якість зображень за наявності шуму. Система буде підтримувати 2D і 3D рух для зварювання заготовок різних форм (наприклад, S-подібних, зигзагоподібних).

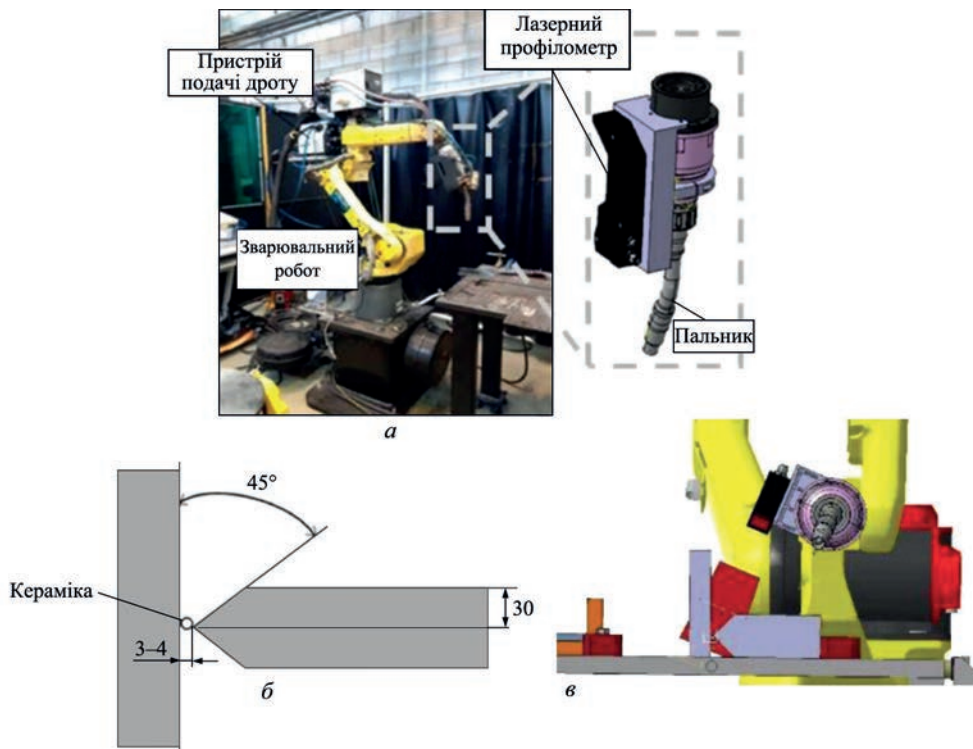


Рис. 9. Роботизована установка для зварювання (а), Т-подібне з'єднання великої товщини (б), схема сканування з'єднання за допомогою лазерного профілометра (в)

У дослідженні використовувалися різні методи ШІ та машинного навчання (МН):

- Згорткові нейронні мережі (CNNs). Для зменшення шуму та розпізнавання траєкторій.
- Faster-RCNN. Для відстеження швів.
- Генеративні змагальні мережі (GAN). Для зменшення шуму та розпізнавання траєкторій.

Автори [30] розглядають застосування ШІ для керування зварювальними роботами на деяких фірмах Фінляндії з метою проектування траєкторій, запобігання зіткненням та адаптації до змін у робочому середовищі. Рис. 10 демонструє відстеження шва та вимірювання термопрофілю па-

раметрів зварювання для контролю зварювального процесу за допомогою ШІ.

Прогнозування відмов зварювального обладнання. Застосування ШІ для прогнозування працездатності зварювального обладнання та планування профілактичного ремонту – це ключовий елемент концепції передиктивного обслуговування. Такі системи дозволяють мінімізувати простой, знизити витрати на ремонт та запобігти аварійним поломкам.

Передиктивне обслуговування відрізняється від профілактичного тим, що для передбачення часу потрібного обслуговування спирається на фактичний стан обладнання, а не на середні або

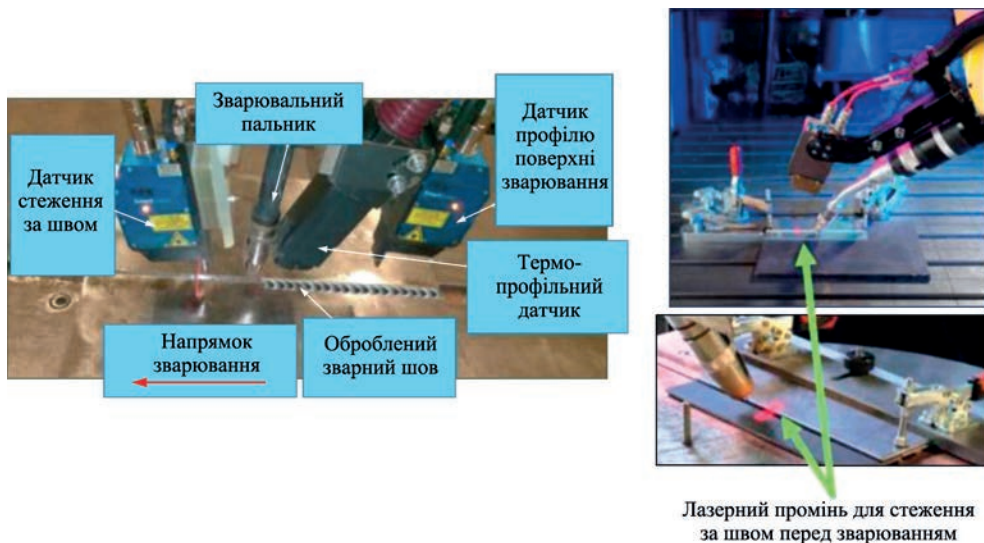


Рис. 10. Відстеження шва та аналіз спектра дуги або теплового поля

очікувані статистичні дані щодо терміну служби. Для визначення фактичного стану системи та прогнозування її майбутніх станів застосовуються підходи машинного навчання [33].

Для прогнозування використовуються типи даних: дані датчиків (вібрація (акселерометри)), температура (термопари, ПЧ-датчики), струм і напруга дуги, тиск у системі подачі газу, швидкість подачі зварювального дроту, звукові сигнали (акустичний аналіз), операційні параметри (швидкість зварювання, зношування сопла пальника, кількість відпрацьованих годин), дані попередніх відмов (журнали відмов, результати попередніх ТО, дані про заміну компонентів).

Типова архітектура системи прогнозування містить: збір даних з датчиків і пристроїв інтернет-речей, попередня обробка (нормалізація даних, усунення шумів (фільтри Калмана, вейвлет-перетворення), створення тимчасових вікон для аналізу часових рядів, конструювання ознак (вилучення ознак: середні значення, піки, спектральні характеристики, автоматичне виділення ознак за допомогою автоенкодерів), навчання моделей ШІ, прогнозування та рекомендації щодо технічного обслуговування.

Моделі ШІ, що застосовуються для прогнозування відмов, розділено на групи: прогнозування ймовірності відмови (для роботи з табличними даними та виявлення важливості ознак, глибокі нейронні мережі для складних нелінійних залежностей); для аналізу часових рядів (наприклад, динаміки вібрації); прогнозування часу до відмови (регресія) (застосовують моделі виживання, градієнтний бустинг з регресійними функціями витрат) та згорткові мережі (для аналізу спектрограм вібрації), виявлення аномалій (автоенкодери для виділення прихованих патернів та прапорів аномалій, ізолюючий ліс, неконтрольований алгоритм, який навчається функції прийняття рішення для виявлення новизни). Наприклад, система виявляє нехарактерні стрибки напруги, які не призводять до миттєвої відмови, але вказують на ризик поломки через 2–3 цикли.

Наведемо приклади реалізації:

1. Прогноз зносу зварювального пальника. Дані: температура, струм, кількість циклів зварювання. Модель: Гібридна архітектура (LSTM+XGBoost). LSTM аналізує часові залежності, XGBoost інтерпретує статичні параметри (матеріал, товщина зварювання). Результат: Точність прогнозу зносу – 92 %, економія на заміні деталей – до 30 %.

2. Відмова системи подачі дроту. Дані: вібрація, тиск, швидкість подачі зварювального дроту.

Модель: Згорткова нейромережа для аналізу спектрограм вібрації. Результат: Виявлення засмічення за 10...15 хв до зупинки.

Для інтеграції з системами керування застосовують цифрові двійники обладнання для симуляції зношування в реальному часі. Пропонують алгоритми оптимізації (наприклад, метод, що застосовується у ШІ при агентному підході). Належать до експериментів виду навчання з підкріпленням для вибору оптимального часу з урахуванням виробничого графіка. З метою запобігання простою система рекомендує виконати технічне обслуговування під час найближчої зміни.

Отже, є такі переваги: зниження витрат на 25...40 % за рахунок запобігання аварійним ремонтам, устаткування працює на 15...20 % довше між плановими ТО, мінімізація ризиків, пов'язаних з раптовими поломками. Таким чином, впровадження ШІ для прогнозування відмов зварювального обладнання – це необхідність сучасних виробництв.

Створення систем моніторингу стану відповідальних зварних конструкцій і цифрових двійників. Класична стратегія підтримання працездатності відповідальних конструкцій різного призначення передбачає систематичний контроль технічного стану та подальший експертний аналіз можливості продовження експлуатації в умовах проектного навантаження. Це вимагає дотримання відповідних вимог до проектування, неруйнівного контролю та технологічних підходів підтримання працездатності. Зокрема у випадку тривалої експлуатації під впливом складних зовнішніх силових, температурних і корозійних факторів при проектуванні та оцінці залишкового ресурсу прийнято враховувати найгірший з можливих сценаріїв зовнішнього впливу, а саме: максимальні навантаження, максимальну деградацію матеріалів і накопичення пошкоджень, інтенсивний корозійно-ерозійний знос. Додатковим фактором, який необхідно враховувати, є людський фактор та безпека проведення діагностичних і ремонтних заходів. І якщо врахування кожного фактора окремо не становить принципових труднощів за умови достатньої консервативності на основі стандартних підходів і досвіду обслуговування існуючих об'єктів, то багатофакторний вплив досить складно прогнозувати. Для гарантування надійності таких об'єктів використовуються значні коефіцієнти запасу міцності, найбільш несприятливі (включаючи малоімовірні) сценарії експлуатаційного впливу та мінімально допустимі механічні й фізико-механічні характеристики матеріалів. Як показує практика, це призво-

дить до надмірної матеріаломісткості, завищеної вартості, зниження реальних параметрів надійності конструкцій, а також значної трудомісткості в обслуговуванні, зокрема на важкодоступних ділянках.

Сучасний розвиток фундаментальних основ аналізу надійності та працездатності відповідальних конструкцій і компонентів, розуміння природи деградації конструкційних матеріалів, інструментальних методів неруйнівного контролю та технічної діагностики при належній адаптації міждисциплінарних підходів для вирішення конкретних фундаментальних та орієнтованих на практичну реалізацію завдань відкриває перспективи переосмислення існуючої ідеології підтримки технологічного стану шляхом переходу від планового технічного обслуговування до предикативного [34–36]. Зокрема це може бути реалізовано за допомогою системи моніторингу стану, яка базується на комплексі датчиків різного типу: деформометри, акселерометри, датчики корозії, анемометри, термометри, датчики акустичної емісії тощо. Збір цієї інформації та прийняття рішень щодо фактичного технічного стану конструкцій, зокрема, в області зварних з'єднань, які є місцями можливого зародження дефектності та подальшого руйнування, пов'язаний з великими масивами даних, що змінюються з часом. Для обробки статистично невизначеної інформації, зібраної від різних датчиків, та реалізації системи прийняття рішень щодо планування заходів технічного обслуговування раціональним є використання систем ШІ [37, 38].

Передовою концепцією спільного використання систем моніторингу та ШІ є цифрові двійники (ЦД) [39, 40]. Під ЦД прийнято розуміти віртуальне представлення фізичної сутності (об'єкта, явища, процесу або системи), яке забезпечує моніторинг, аналіз і оптимізацію в реальному часі завдяки активному взаємозв'язку між цифровими й фізичними елементами та інтелектуальному прийняттю рішень. Ця концепція знайшла широке застосування при реалізації різних смарт-систем, які мають змогу самостійно реагувати на зовнішні впливи або змінювати свої властивості відповідно до умов експлуатації [41, 42]. Це відбувається завдяки вбудованим сенсорам, актуаторам, адаптивним матеріалам або елементам управління. Якщо розглядати інфраструктурні об'єкти, то створення смарт-конструкцій на основі адаптивних систем ШІ реалізується для створення смарт-мостів, в які інтегровані системи моніторингу та прийняття рішень. Існують наступні приклади реалізації цієї концепції:

- Міст Цінг Ма в Гонконзі, разом з мостами Тінг Као та Кап Шуї Мун, інтегрований у систему WASHMS

(Wind and Structural Health Monitoring System) – комплексну систему моніторингу вітрового навантаження та технічного стану конструкцій [43].

- Віадук Мійо (Франція), де пілони, дорожнє полотно та анкерні троси оснащені численними сенсорами для моніторингу технічного стану конструкції [44]. Ці сенсори призначені для виявлення найменших рухів віадука та вимірювання його стійкості до зношування з часом. У мережі вимірювальних пристроїв використовуються анемометри, акселерометри, інклінометри та температурні сенсори. Зокрема дванадцять оптоволоконних деформометрів встановлені в основі найвищого пілона. Електричні деформометри розподілені на верхівках інших пілонів та здійснюють до 100 вимірювань на секунду. У разі сильних вітрів ці пристрої безперервно моніторять реакції віадука на екстремальні умови. Акселерометри, стратегічно розташовані на дорожньому полотні, вимірюють осциляції, які можуть впливати на металеві конструкції. Крім того, два п'єзоелектричних сенсори збирають дані про рух транспорту: вагу автомобілів, середню швидкість, щільність потоку транспорту тощо. Дані передаються через мережу Ethernet до комп'ютерної системи, де відбувається їх обробка.

- Другий міст Джіндо в Південній Кореї став першим у світі мостом, на якому було впроваджено автономну та повномасштабну бездротову систему моніторингу [45]. Спочатку система була встановлена в рамках спільного проекту Університету Іллінойсу в Урбана-Шампейн, Корейського передового інституту науки і технологій та Токійського університету. На головній балці, пілонах і вантах мосту було встановлено 71 вузол бездротової сенсорної мережі із загальною кількістю 427 сенсорних каналів. Кожен вузол складається з модуля Imote2 (який містить вбудований процесор, радіомодуль і мікросхему управління живленням), плати з сенсорами та батареї.

Навчання зварників. ШІ може використовуватися для створення віртуальних симуляторів зварювання, які можна застосувати для навчання зварників. Симулятори матимуть здатність створювати реалістичні умови зварювання та мати зворотний зв'язок, що сприятиме зварникам покращити навички (рис. 11).

Автори [46] анонсували створення штучного інтелекту для навчання зварників, що дозволяє розробити віртуальну систему навчання зварюванню в реальному часі з функціями прогнозування та моделювання морфології, а також інтелектуальною оцінкою якості зварного шва. У результаті було створено систему ШІ для мережі зварювальних

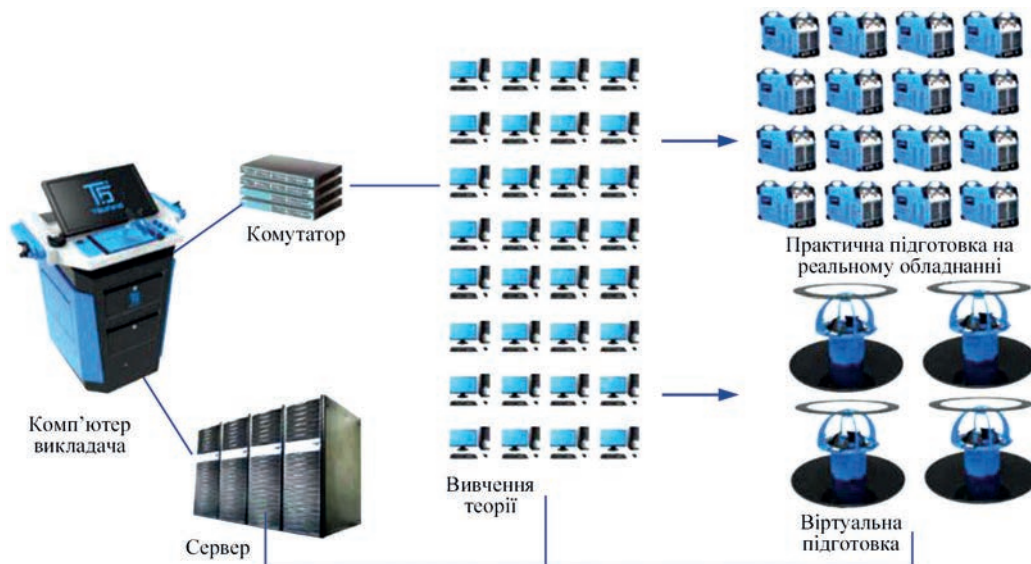


Рис. 11. Концепція комплексу для навчання зварюванню, що містить реальні та віртуальні тренування [46]

тренажерів V60, що має такі переваги: можливість моделювання реалістичного зовнішнього вигляду та якості зварного шва; можливість моделювання напружено-деформованого стану зварених деталей і температурних полів у режимі реального часу; наявність бази даних для моделювання більшої кількості зварювальних технологій і матеріалів; можливість моделювання процесів 3D друку; наявність системи віртуального тестування та аналізу якості зварних деталей; наявність системи сертифікації; розважального модуля; доступ до кафедри експертів; висока економічна доцільність.

Висновки

Застосування ШІ може забезпечити значні переваги у зварюванні та споріднених технологіях, а саме:

- Підвищення продуктивності та ефективності розробки нових зварних виробів і зварювальних технологій завдяки оптимізованим процесам (проекування та виробництва).
- Покращений контроль якості зварних виробів і зниження витрат на виправлення дефектів.
- Підвищення конкурентоспроможності та прибутковості зварювального виробництва за рахунок підвищення кваліфікації зварників, автоматизації процесів, економії витрат і покращення якості продукції.

Розробка та інтеграція ШІ у процеси зварювання та суміжні технології вимагають значних інвестицій, що обумовлено комплексним характером завдань на кожному етапі впровадження: дослідження та розробка алгоритмів; збір та обробка даних, інтеграція з наявними системами; інтеграція з устаткуванням, яке вже експлуатується; тестування та валідація; навчання персоналу; технічне обслуговування та відновлення (постійне

доопрацювання моделей через те, що ШІ потребує регулярного оновлення для адаптації до нових матеріалів або технологій зварювання, забезпечення захисту даних і систем від зламів).

Перспективи інтеграції ШІ у зварювання та споріднені технології багатообіцяючі, особливо в контексті розвитку автономних систем, 3D друку, адитивного виробництва та нових галузей. Ці напрями можуть трансформувати промисловість, підвищивши точність, швидкість і безпеку процесів: ШІ стане основою для створення повністю автономних зварювальних роботів, які будуть спроможні адаптуватися до змін у реальному часі; прискорить впровадження адитивних технологій в обробку металів, об'єднавши її з традиційним зварюванням; відкриє можливості для застосування зварювання в екстремальних умовах (зварювання у космосі, підводне зварювання) та зварювання надто маленьких деталей, що раніше було неможливим. Незважаючи на те, що інвестиції мають бути великими, вони окупляться за рахунок зниження браку, підвищення швидкості виробництва та мінімізації ручної праці.

Список літератури/References

1. Welding Automation and AI are Changing the Industry – Featuring: NovEye™ Autonomy. Posted: January 24, 2025. <https://www.novarctech.com/resources/blog/welding/welding-automation-and-ai-are-changing-the-industry-featuring-noveye-autonomy/>
2. O'Regan, G. (2021) *A brief history of computing*. Springer.
3. (2020) *A guided tour of artificial intelligence research. Vol. I: Knowledge representation, reasoning and learning*. Ed. by P. Marquis, O. Papini, H. Prade. Switzerland AG 202: Springer Nature.
4. (2024) *A short history of AI*. The Economist. <https://www.economist.com/schools-brief/2024/07/16/a-short-history-of-ai>
5. Рассел С., Норвіг П. (2016) *Искусственный интеллект. Современный подход*. Москва, Санкт-Петербург, Киев, Вильямс.

- Russell, S., Norvig, P. (2016) *Artificial intelligence: A modern approach*. Moscow, St. Petersburg, Kyiv, Williams [in Russian].
6. Crevier, D. (1993) *The Tumultuous History of the Search for Artificial Intelligence*.
 7. Глушков В.М. (1962) Синтез цифровых автоматов. Москва, Физматгиз.
 8. Glushkov, V.M. (1962) *Synthesis of digital automata*. Moscow, Fizmatgiz [in Russian].
 9. Ивахненко А.Г., Лапа, В.Г. (1965) *Кибернетические предсказывающие устройства*. Киев, Наукова думка.
 10. Ivakhnenko, A.G., Lapa, V.G. (1965) *Cybernetic predictive devices*. Kyiv, Naukova Dumka [in Russian].
 11. Амосов М.М. (1965) *Моделирование мышления и психики*. Киев, Наукова думка.
 12. Amosov, M.M. (1965) *Modeling of thinking and psyche*. Kyiv, Naukova Dumka [in Russian].
 13. Глушков В.М. (1966). *Мышление и кибернетика*. Москва, Знание.
 14. Glushkov, V.M. (1966). *Thinking and cybernetics*. Moscow, Znanie [in Russian].
 15. Ивахненко О.Г., Зайченко Ю.П. (1967) *Машины починають мислити*. Київ, Товариство «Знання».
 16. Ivakhnenko, O.G., Zaichenko, Y.P. (1967) *Machines begin to think*. Kyiv, Tovarystvo «Znannya» [in Ukrainian].
 17. Амосов М.М. (1969) *Искусственный разум*. Киев, Наукова думка.
 18. Amosov, M.M. (1969) *Artificial intelligence*. Kyiv, Naukova Dumka [in Russian].
 19. Амосов, N.M. (1969) *Modeling of Thinking and the Mind*. New York, Springer.
 20. Уотермен Д. (1989) *Руководство по экспертным системам*. Москва, Мир.
 21. Waterman, D. (1989) *A guide to expert systems*. Moscow, Mir [in Russian].
 22. Махненко В.И., Скосягин Ю.А., Лавринец И.Г., Сапрыкина Г.Ю. (1991) *Экспертные системы в сварке*. Киев, ИЭС им. Е.О. Патона АН УССР.
 23. Makhnenko, V.I., Skosnyagin, Yu.A., Lavrinets, I.G., Saprykina, G.Yu. (1991) *Expert systems in welding*. Kyiv, PWI [in Russian].
 24. Сапрыкина Г.Ю. (1995). Разработка экспертной системы «Проектирование технологии дуговой сварки сталей под флюсом»: дис. ... канд. техн. наук : 05.03.06. Киев.
 25. Saprykina, G.Yu. (1995). Development of the expert system on Design of Technology for Submerged Arc Welding of Steels. In: Synopsis of Thesis for Dis. ... Cand. of Techn. Sci. Degree. Kyiv [in Russian].
 26. Leith, P. (2010) The rise and fall of the legal expert system. *European J. of Law and Technology*, 1(1), 94–106. DOI: <https://doi.org/10.1080/13600869.2016.1232465>
 27. Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A. (2016) *Deep Learning*. The MIT Press.
 28. Турп Э. (2023) *Потенциал и опасность искусственного интеллекта*. <https://meetings.imf.org/ru/IMF/Home/Publications/fandd/issues/2023/12/B2B-Artificial-Intelligence-promise-peril-Tourpe>
 29. Turp, E. (2023) *The potential and danger of artificial intelligence*. <https://meetings.imf.org/ru/IMF/Home/Publications/fandd/issues/2023/12/B2B-Artificial-Intelligence-promise-peril-Tourpe> [in Russian].
 30. Baicun Wanga, Hub, S.J., Lei Suna, Freihe, T. (2020) Intelligent welding system technologies: State-of-the-art review and perspectives. *J. of Manufacturing Systems*, 56, 374–391. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2020.06.020>
 31. Berkay Eren, Mehmet Ali Guvenc, Selcuk Mistikoglu (2020) Artificial intelligence applications for friction stir welding: A review. *Metals and Materials Intern.*, 27(6), 193–219. DOI: <https://doi.org/10.1007/s12540-020-00854-y>
 32. Haykin, S. (2009) *Neural Networks and Learning Machines*. Third Edition. Prentice Hall, New York.
 33. Valizadeh, M., Wolff, S.J. (2022) Convolutional neural network applications in additive manufacturing: A review. *Advances in Industrial and Manufacturing Engineering*, 4, 100072. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.aim.2022.100072>
 34. Xinbo Qi, Guofeng Chen, Yong Li, Xuan Cheng, Changpeng Li (2019) Applying neural-network-based machine learning to additive manufacturing: current applications, challenges, and future perspectives. *Engineering*, 5(4), 721–729. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eng.2019.04.012>
 35. *Build a Retrieval Augmented Generation (RAG) (Pts 1, 2)* <https://python.langchain.com/docs/tutorials/rag/>
 36. Keith Bourne (2024) *Unlocking Data with Generative AI and RAG*. – Packt Publishing.
 37. Okuyucu, H., Kurt, A., Arcaklioglu, E. (2007) Artificial neural network application on the friction stir welding of aluminum plates. *Materials and Design*, 28(1), 78–84. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.matdes.2005.06.003>
 38. D’Orazio, A., Forcellese, A., Simoncini, M. (2018) Prediction of the vertical force during FSW of AZ31 magnesium alloy sheets using an artificial neural network-based model. *Neural Computing and Application*, 31, 7211–7226. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00521-018-3562-6>
 39. Nadeau, F., Thériault, B., Gagné, M.-O. (2020) Machine learning models applied to friction stir welding defect index using multiple joint configurations and alloys. *Materials: Design and Applications*, 234(5), 752–765. DOI: <https://doi.org/10.1177/1464420720917415>
 40. Gyasia, E.A., Handroosa, H., Kah, P. (2019) Survey on artificial intelligence (AI) applied in welding: A future scenario of the influence of AI on technological, economic, educational and social changes. *Procedia Manufacturing*, 38, 702–714. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2020.01.095>
 41. Aldalur, E., Suarez, A., Curiel, D., Viega, F., Vilanueva, P. (2023) Intelligent and adaptive system for welding process automation in T-shaped joints. *Metals*, 13(9), 1532. DOI: <https://doi.org/10.3390/met13091532>
 42. Eren, B., Demir, M.H., Mistikoglu, S. (2023) Welding robot design with machine learning based intelligent vision system. *Intelligent methods in engineering sciences*, 2(2) 048–051. DOI: <https://doi.org/10.58190/imiens.2023.12>
 43. Ucar, A., Karakose, M., Kirimca, N. (2024) *Artificial Intelligence for Predictive Maintenance Applications: Key Components, Trustworthiness, and Future Trends*. Applied Science.
 44. Murtaza, A.A., Saher, A., Zafar, M.H., Moosavi, S.K.R., Muhammad Faisal Aftab, M.F., Sanfilippo, F. (2024) Paradigm shift for predictive maintenance and condition monitoring from Industry 4.0 to Industry 5.0: A systematic review, challenges and case study. *Results in Engineering*, 24, 102935. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2024.102935>
 45. Huang, C., Bu, S., Lee, H.H., Chan, C.H., Kong, S.W., Yung, W.K.C. (2024) Prognostics and health management for predictive maintenance: A review. *J. of Manufacturing Systems*, 75, 78–101. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2024.05.021>
 46. Mallioris, P., Aivazidou, E., Bechtsis, D. (2024) Predictive maintenance in Industry 4.0: A systematic multi-sector mapping. *CIRP J. of Manufacturing Science and Technology*, 50, 80–103. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cirpj.2024.02.003>
 47. Liu, H., Qi, J., Feng, H., Fan, M. (2025) Research on state monitoring and diagnosis models for multi-state systems based on Petri nets. *Results in Engineering*, 27, 106249. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2025.106249>
 48. Thirumalaiselvi, A., Sasmal, S. (2024) Machine learning-based acoustic emission technique for corrosion-induced damage monitoring in reinforced concrete structures. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 137, Part A, 109121. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2024.109121>
 49. Zhang, H., Yan, J., Yang, J., Meng, W., Chen, S. (2025) Two-stage point cloud registration using multi-scale edge convolution for digital twin-based bridge construction progress monitoring. *Automation in Construction*, 178, 106415. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2025.106415>
 50. Jiao, W.W., Zhao, D., Mei, X., Yang, S., Zhang, X., Li, L., Xiong, J. (2024) Digital twin for weld pool evolution by data-physics integrated driving. *J. of Manufacturing Processes*, 131, 947–957. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2024.09.022>

41. Siyuan Chen, S., Turanoglu Bekar, E., Bokrantz, J., Skoogh, A. (2025) AI-enhanced digital twins in maintenance: Systematic review, industrial challenges, and bridging research-practice gaps. *J. of Manufacturing Systems*, **82**, 678–699. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2025.07.006>
42. Zhang, J., Li, C., Deng, C., Luo, T., Deng, R., Luo, D., Tao, G., Cao, H. (2025) Toward digital twins for intelligence manufacturing: Self-adaptive control in assisted equipment through multi-sensor fusion smart tool real-time machine condition monitoring. *J. of Manufacturing Systems*, **82**, 301–318. DOI: <https://doi.org/10.1007/s42452-024-06206-4>
43. Ye, X.-W., Sun, Z., Lu, J. (2023) Prediction and early warning of wind-induced girder and tower vibration in cable-stayed bridges with machine learning-based approach. *Engineering Structures*, **275**, Part A, 115261. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2022.115261>
44. Abebe Derseh, S., Alemu Mohammed, T. (2023) Bridge structures under progressive collapse: A comprehensive state-of-the-art review. *Results in Engineering*, **18**, 101090. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2023.101090>
45. Sunjoong Kim, Sun-Ho Lee, Sejin Kim (2023) Pointwise multiclass vibration classification for cable-supported bridges using a signal-segmentation deep network. *Engineering Structures*, **279**, 115599. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2023.115599>
46. Юйхуэй Яо, Пелешко С.И., Коржик В.Н., Хаскин В.Ю., Квасницкий В.В. (2017) Концепция создания усовершенствованной системы искусственного интеллекта и компьютеризированного тренажёра для виртуальной сварки. *Автоматическая сварка*, **5–6**, 26–34. DOI: <https://doi.org/10.15407/as2017.06.04>

- Juihui Yao, Peleshenko, S.I., Korzhik, V.N., Khaskin, V.Yu., Kvasnitsky, V.V. (2017) Concept of creation of an improved artificial intelligence system and computerized trainer for virtual welding. *The Paton Welding J.*, **5–6**, 19–26. DOI: <https://doi.org/10.15407/tpwj2017.06.04>

THE APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN WELDING AND RELATED TECHNOLOGIES

L.M. Lobanov, O.V. Makhnenko, O.S. Milenin, M.G. Malhin, G.Yu. Saprykina, O.M. Savitskaya

E.O. Paton Electric Welding Institute of the NAS of Ukraine. 11 Kazymyr Malevych Str., 03150, Kyiv, Ukraine.

E-mail: makhnenko@paton.kiev.ua

The use of Artificial Intelligence (AI) systems based on Large Language Models offers significant opportunities for welding specialists to analyze vast amounts of information available online when preparing scientific articles and reports, as well as for solving standard tasks in mathematics, physics, chemistry, etc. But the implementation of specialized AI models in welding is highly advisable. These models can effectively address challenges such as optimizing welding parameters, analyzing weld quality using computer vision methods, automating welding for repetitive tasks, monitoring the condition of critical welded structures, creating digital twin systems, and in the field of welder training. The utilization of AI systems in welding and related technologies can provide substantial advantages in the development of new welded products and welding techniques through optimized processes. 46 Ref., 1 Tabl., 11 Fig.

Keywords: welding, artificial intelligence, neural networks, welding parameter optimization, weld quality control, robotic welding, monitoring systems, welder training

ORCID

Л.М. Лобанов – <https://orcid.org/0000-0001-9296-2335>, О.В. Махненко – <https://orcid.org/0000-0002-8583-0163>,

О.С. Міленін – <https://orcid.org/0000-0002-9465-7710>, М.Г. Мальгін – <https://orcid.org/0009-0003-8159-8226>,

Г.Ю. Саприкіна – <https://orcid.org/0000-0003-1534-7253>, О.М. Савицька – <https://orcid.org/0000-0002-9363-6184>

КОНФЛІКТ ІНТЕРЕСІВ

Автори заявляють про відсутність конфлікту інтересів

АВТОР ДЛЯ ЛИСТУВАННЯ

О.В. Махненко

ІЕЗ ім. С.О. Патона НАН України. 03150, м. Київ, вул. Казимира Малевича, 11.

E-mail: makhnenko@paton.kiev.ua

РЕКОМЕНДОВАНЕ ЦИТУВАННЯ

Л.М. Лобанов, О.В. Махненко, О.С. Міленін, М.Г. Мальгін, Г.Ю. Саприкіна, О.М. Савицька (2026)

Використання штучного інтелекту в зварюванні та споріднених технологіях. *Технічна діагностика та неруйнівний контроль*,

01, 8–22. DOI: <https://doi.org/10.37434/tdnk2026.01.02>

ГОЛОВНА СТОРІНКА ЖУРНАЛУ

<https://patonpublishinghouse.com/ukr/journals/tdnk>

Отримано 07.08.25

Отримано у переглянутому вигляді 28.10.25

Підписано до друку 10.04.26

Оприлюднено 23.04.2026

ТЕХНІЧНА ДІАГНОСТИКА ТА НЕРУЙНІВНИЙ КОНТРОЛЬ

ТОВ «ВИДАВНИЧИЙ ДІМ «ПАТОН»

03150, м. Київ, вул. Казимира Малевича, 11

тел./факс: (38044) 205-23-90, E-mail: journal@paton.kiev.ua

www.patonpublishinghouse.com/ukr/journals/tdnk

ПІДПИШІТЬСЯ СЬОГОДНІ

Передплата доступна

у друкованому

та цифровому форматах!

