УДК 621.791:681.518:004.8 DOI https://doi.org/10.35546/kntu2078-4481.2025.2.2.2

О. П. БАГЛАЙ
аспірант за спеціальністю 175 Інформаційно-вимірювальні технології
Український державний університет залізничного транспорту

Л. А. ТИМОФЕЄВА
доктор технічних наук, професор
Український державний університет залізничного транспорту
ORCID: 0000-0001-7210-3760

УДОСКОНАЛЕННЯ ІНФОРМАЦІЙНО ВИМІРЮВАЛЬНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ПРИ ЗВАРЮВАННІ ТА МОНТАЖУ МЕТАЛЕВИХ КОНСТРУКЦІЙ

У даній статті розглянуто підхід до вдосконалення інформаційно-вимірювальних технологій під час зварювання та монтажу металевих конструкцій, а також представлено результати розробки та тестування запропонованої інтегрованої системи. Особлива увага приділяється розробці та застосуванню алгоритмів штучного інтелекту, таких як машинне навчання та глибинні нейронні мережі, для підвищення точності, швидкості та адаптивності інформаційно-вимірювальних технологій. Розглянуто їх роль у виявленні відхилень, прогнозуванні розвитку дефектів і автоматичній адаптації параметрів зварювання до змін у виробничому середовищі. Запропонована інтегрована система поєднує сенсорну підсистему, модуль попередньої обробки даних для очищення і структурування інформації, нейромережевий аналітичний блок (CNN для візуального контролю та XGBoost для класифікації параметрів), а також контур зворотного зв'язку, який забезпечує адаптивне регулювання параметрів у режимі реального часу та оперативне реагування на відхилення. Завдяки реалізації повного замкнутого циклу – від збору даних, їх попередньої обробки та аналізу до автоматичного регулювання параметрів – мінімізується вплив людського фактора, підвищується надійність процесу та значно зменшується кількість дефектів. Такий цикл забезпечує безперервне оновлення даних, їх ретельну перевірку, швидке реагування та гнучке налаштування зварювальних параметрів відповідно до змін виробничого середовища. Використання Python-екосистеми (Pandas, NumPy, TensorFlow, Scikit-learn) для аналізу даних, застосування сенсорів для зчитування ключових параметрів та адаптивне управління через протокол MQTT і PLC забезпечують зменшення дефектів на 27 % та стабільність технологічного процесу. Представлений підхід детально поєднує сучасні методи машинного навчання з комплексною архітектурою IBT, підкреслюючи їхню взаємодію та відкриваючи перспективи для подальшого розвитку інтелектуальних виробничих систем, що здатні до самонавчання та адаптації в реальному часі.

Ключові слова: *зварювання, інформаційно-вимірювальні технології, штучний інтелект, машинне навчання, зворотний зв'язок, контроль якості, адаптивні системи, CNN, XGBoost.*

O. P. BAHLAI
Postgraduate Student in the Specialty 175 Information and Measuring Technologies
Ukrainian State University of Railway Transport

L. A. TIMOFEEVA
Doctor of Technical Sciences, Professor
Ukrainian State University of Railway Transport
ORCID: 0000-0001-7210-3760

IMPROVEMENT OF INFORMATION AND MEASURING TECHNOLOGIES IN WELDING AND INSTALLATION OF METAL STRUCTURES

This article considers an approach to improving information and measurement technologies during welding and installation of metal structures, as well as presents the results of development and testing of the proposed integrated system. Particular attention is paid to the development and application of artificial intelligence algorithms, such as machine learning and deep neural networks, to improve the accuracy, speed, and adaptability of information and measurement technologies. Their role in detecting deviations, predicting the development of defects and automatic adaptation of welding parameters to changes in the production environment is considered. The proposed integrated system combines a sensor subsystem, a data preprocessing module for cleaning and structuring information, a neural network analytical unit (CNN for visual control and XGBoost for parameter classification), as well as a feedback loop that provides adaptive adjustment of parameters in real time and prompt response to deviations. Thanks to the implementation of a full closed cycle – from data collection, pre-processing and analysis to automatic parameter adjustment – the impact of the human factor

is minimized, process reliability is increased and the number of defects is significantly reduced. Such a cycle ensures continuous updating of data, their thorough checking, quick response and flexible adjustment of welding parameters in accordance with changes in the production environment. The use of the Python ecosystem (Pandas, NumPy, TensorFlow, Scikit-learn) for data analysis, the use of sensors for reading key parameters and adaptive control via the MQTT and PLC protocols ensure a 27 % reduction in defects and process stability. The presented approach combines modern machine learning methods with a complex IoT architecture in detail, emphasizing their interaction and opening up prospects for the further development of intelligent production systems that are capable of self-learning and adaptation in real time.

Key words: *welding, information and measurement technologies, artificial intelligence, machine learning, feedback, quality control, adaptive systems, CNN, XGBoost.*

Постановка проблеми

У сучасних умовах цифрової трансформації промислового виробництва особливого значення набуває вдосконалення технологічних процесів, зокрема у сфері зварювання та монтажу металевих конструкцій. Підвищення складності конструкцій, жорсткі вимоги до якості з'єднань, динамічні зміни у виробничому середовищі та зростання відповідальності об'єктів інфраструктури висувають нові вимоги до інформаційно-вимірювальних технологій (ІВТ). Традиційні засоби контролю вже не здатні забезпечити необхідну точність, швидкість реагування та адаптивність, що зумовлює необхідність інтеграції сучасних цифрових рішень.

Одним із перспективних напрямів розвитку ІВТ є застосування алгоритмів штучного інтелекту (ШІ), зокрема методів машинного навчання та глибокого аналізу даних. Такі підходи дозволяють не лише фіксувати відхилення параметрів зварювання, але й прогнозувати розвиток дефектів, здійснювати адаптивне регулювання режимів та мінімізувати вплив людського фактора. Інтелектуалізація ІВТ відкриває нові можливості для створення замкнутих контурів керування з високим рівнем автономності та точності.

У рамках цього дослідження запропоновано архітектуру інформаційно-вимірювальної системи нового покоління, що поєднує сенсорну підсистему, модулі попередньої обробки даних, аналітичний блок на основі CNN і XGBoost, а також систему зворотного зв'язку для автоматичної адаптації параметрів зварювання.

В умовах сучасного машинобудування та промислового виробництва, зокрема у сфері зварювання та монтажу металевих конструкцій, спостерігається зростаюча потреба в підвищенні точності, надійності та ефективності технологічних процесів. Особливої уваги потребують інформаційно-вимірювальні технології (ІВТ), які відіграють ключову роль у забезпеченні якості зварних з'єднань, зменшенні кількості дефектів і загалом підвищенні продуктивності. У сучасних умовах їх розвиток стає необхідністю, зумовленою як технологічними, так і економічними викликами.

Одним із найбільш перспективних напрямів удосконалення ІВТ є інтеграція методів штучного інтелекту. Це пов'язано з потребою у більш гнучкому, адаптивному та високоточному контролі параметрів зварювання в реальному часі. Roosvel Soto-Diaz з колегами [1] акцентують увагу на зростаючій ефективності нейронних мереж у задачах прогнозування механічних властивостей зварних з'єднань під час зварювання тертям із перемішуванням (friction stir welding). Такий підхід демонструє зниження витрат на контроль якості та мінімізацію дефектів у готовій продукції.

Зі свого боку, Jalal Taheri Kahnamouei і Mehrdad Moallem [2] підкреслюють, що традиційні системи керування у зварювальній робототехніці вже не відповідають сучасним вимогам до гнучкості та адаптації. Вони зазначають, що впровадження інтелектуальних контролерів сприяє зменшенню залежності від оператора та забезпечує стабільну якість навіть в умовах змін навколишнього середовища чи варіацій матеріалу.

Зростання складності конструкцій та вимог до якості у таких сферах, як автомобілебудування, підкріплює актуальність теми. Michael Luttmer та співавт. [3] вказують на необхідність використання глибокого навчання для контролю MIG-зварювання алюмінієвих деталей у виробництві кузовів електромобілів. Вони наголошують, що лише на основі аналізу великих обсягів даних можливо досягти прийнятного рівня точності виявлення дефектів.

Крім того, Mustapha Belmouadden та його колеги [4] обґрунтовують актуальність впровадження адаптивного моніторингу в умовах автоматизованого виробництва. Вони показують, що інформаційно-вимірювальні системи, які використовують дані з кількох сенсорів і інтерпретують їх за допомогою методів ШІ, здатні забезпечити стале функціонування технологічного процесу.

Актуальність підсилюється також питанням пояснюваності рішень. Nijat Mehdiyev з колегами [5] демонструють важливість XAI (Explainable Artificial Intelligence) для процесного моніторингу, особливо в критичних сферах, де рішення системи має бути зрозумілим і прозорим для оператора.

В умовах зростаючих вимог до безпеки та надійності промислових об'єктів, таких як ядерні установки, Hyungi Byun та співавт. [9] розглядають впровадження ШІ у системи моніторингу внутрішніх дефектів. Їхнє дослідження підтверджує здатність інтелектуальних систем обробляти складні сигнали в реальному часі та виявляти потенційно небезпечні відхилення.

Не менш актуальним є застосування ІВТ у контексті адитивного виробництва. Bin Shen та колеги [10] доводять, що мультисенсорні системи на базі ШІ дозволяють не тільки виявляти дефекти в процесі формування шару, а й активно впливати на хід технології для запобігання похибкам.

Наостанок, David Curiel з командою [16] демонструють приклад високорівневої автоматизації у багатопрохідному зварюванні, де традиційні методи контролю не справляються з динамікою параметрів процесу. Використання інтелектуальних систем тут виявляється критичним для забезпечення стабільності та відтворюваності.

Отже, існуючі дослідження підтверджують високий попит на інтелектуалізацію інформаційно-вимірювальних систем у зварюванні, що вказує на необхідність перегляду підходів до контролю якості технологічних процесів. Утім, більшість наявних рішень зосереджені або на роботизованих системах керування, або на окремих прикладних випадках, таких як адитивне виробництво чи атомна енергетика. Натомість залишається недостатньо дослідженим комплексний підхід до удосконалення ІВТ саме у контексті зварювання та монтажу металевих конструкцій – процесів, що мають високу технічну складність, масовість та критичну відповідальність у промисловості. Саме ця прогалина в науковій і прикладній площині визначає актуальність обраного напряму дослідження, яке спрямоване на обґрунтування та розробку методів інтеграції штучного інтелекту в інформаційно-вимірювальні технології, з урахуванням специфіки монтажних і зварювальних операцій із металевими конструкціями.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Останні роки характеризуються зростанням зацікавленості наукової спільноти до застосування методів штучного інтелекту в інформаційно-вимірювальних технологіях зварювальних процесів. Серед досліджень, які заслуговують на особливу увагу, варто виокремити роботу D. Görick, L. Larsen, M. Engelschall і A. Schuster [6], де прогнозування якості ультразвукових зварних швів із високоміцних термопластичних композитів досягало високої точності. Розроблена ними модель на основі машинного навчання демонструвала успішну класифікацію дефектів із точністю понад 95 %, що свідчить про ефективність підходу у високочутливих галузях.

У дослідженні K. Sabatakakis, N. Bourlesas та співавт. [7] увага приділяється аналізу інфрачервоного випромінювання, що виникає під час лазерного зварювання різнорідних коміркових табів.. Застосування методів виділення фізичних семантик дозволило не лише виявляти дефекти, а й прогнозувати їх природу на підставі аналізу інфрачервоного спектра сигналів. Отримані результати забезпечили понад 90 % точності розпізнавання дефектних ділянок.

Henrique H.L. Núñez, Li-Wei Hsu, Wallace M. Bessa та ін. [8] досліджували можливості коаксіальної візуалізації для оцінювання глибини ключового отвору під час лазерного зварювання. Метод продемонстрував здатність у режимі реального часу з точністю до ±0.2 мм оцінювати зміну параметрів зварювання, що критично для управління глибиною проникнення.

У дослідженні Mobina Mobaraki та Guy A. Dumont [11] запропоновано використання deep learning для відстеження зварного шва методом GMAW. Застосована модель на основі виявлення ключових точок перевершила традиційні алгоритми комп'ютерного зору, досягаючи точності відстеження на рівні 98 %, що робить її перспективною для впровадження в адаптивні зварювальні системи.

Tim Raffin та колеги [12] дослідили застосування few-shot learning у лазерному зварюванні волоскових обмоток. Моделі, навчені на обмежених наборах даних, демонстрували точність понад 93 %, доводячи релевантність методу для сценаріїв з недостатньою кількістю тренувальних прикладів.

Nik Weisbrod і Joachim Metternich [13] запропонували концепцію замкненого контуру контролю якості у лазерному зварюванні на базі машинного навчання. Модель адаптувала параметри зварювання в реальному часі, підвищуючи стабільність процесу на 15 % у порівнянні з традиційними підходами.

Nuttapong Chuenmee та співавт. [14] провели широкомасштабне дослідження якості точкових зварних з'єднань у автомобілебудуванні. Вони використали понад 5000 записів параметрів зварювання, досягнувши точності класифікації понад 96 % за допомогою ансамблю моделей машинного навчання.

У дослідженні J. J. Valdiande та J. Mirapeix [15] розглянуто спектроскопічний підхід до виявлення дефектів у процесі дугового зварювання. Комбінація оптичної та лазерно-індукованої спектроскопії (LIBS) забезпечила виявлення мікродефектів ще на ранніх етапах формування шва, з точністю до 92 %.

Також варто відзначити дослідження Huangyi Qu та Yi Cai [17], в якому було запропоновано удосконалений метод семантичної сегментації для прогнозування глибини проплавлення при зварюванні TIG з використанням моделі подвійного еліпсоїдного джерела тепла. Запропонований підхід забезпечив точність сегментації понад 97 %, що дозволило значно зменшити похибку у прогнозуванні глибини проплавлення, порівняно з базовими моделями. Це демонструє потенціал сучасних комп'ютерних візуальних методів у задачах високоточних вимірювань параметрів зварювання.

Незважаючи на значний прогрес, більшість досліджень сконцентровані на окремих типах зварювання (ультразвуковому, лазерному, точковому) або високотехнологічних секторах. Системні підходи до інтеграції ШІ в інформаційно-вимірювальні технології у процесах зварювання та монтажу саме масивних металевих конструкцій залишаються недостатньо вивченими. Це відкриває простір для подальших досліджень, зокрема з урахуванням специфічних параметрів монтажного середовища, високої варіативності умов і потреби в надійному адаптивному контролі якості.

Формулювання мети дослідження

Розробка інтегрованого методу для удосконалення інформаційно-вимірювальних технологій у процесах зварювання та монтажу металевих конструкцій, шляхом впровадження алгоритмів штучного інтелекту, що забезпечує автоматичне регулювання параметрів та підвищення якості технологічного процесу.

Викладення основного матеріалу дослідження

У межах проведеного дослідження було реалізовано інтегрований підхід до вдосконалення інформаційно-вимірювальних технологій (ІВТ) з використанням алгоритмів штучного інтелекту для контролю параметрів процесів дугового, імпульсного та лазерного зварювання під час монтажу металевих конструкцій. Основною метою реалізованої розробки стало створення методу, який поєднав сучасні інструменти Python-екосистеми для обробки даних та машинного навчання (зокрема, бібліотеки Pandas, NumPy, Scikit-learn, TensorFlow), сенсорну підсистему, модуль попередньої обробки даних та нейромережевий аналізатор для автоматичного виявлення відхилень технологічних параметрів у режимі реального часу.

Під час проєктування було визначено технічні вимоги до функціональності системи, зокрема щодо типів сенсорів, параметрів точності та швидкодії (температурний контроль – не більше ±1.5 %, просторове позиціювання – ±0.2 мм, електричні параметри – не більше ±3 %). Зокрема, було використано цифрові тензометричні, термопарні й візуальні сенсори, інтегровані в єдиний вимірювальний блок. Дані оброблялися за допомогою алгоритмів згорткових нейронних мереж (CNN) та моделей градієнтного бустингу (XGBoost). Алгоритми були реалізовані для виявлення аномалій та прогнозування критичних відхилень за такими параметрами, як температура, зварювальний струм, швидкість подачі присадного дроту, інтенсивність випромінювання дуги тощо.

Встановлені вимоги до точності було досягнуто на рівні: ±1.5 % для температурного контролю, ±0.2 мм для позиціювання шва, ±3 % для електричних параметрів. Адаптивність моделі до змін у зовнішньому середовищі та типах конструкцій було забезпечено шляхом реалізації механізмів динамічного донавчання на основі нових виробничих даних.

Розроблена система була впроваджена з урахуванням сумісності з наявною контрольно-вимірювальною інфраструктурою підприємства. Вона була реалізована з модульною архітектурою, що забезпечує можливість подальшого масштабування, а також використовує відкриті протоколи передачі даних, зокрема Modbus і OPC UA.

Необхідність реалізації зазначеного підходу була обґрунтована технологічною інертністю класичних ІВТ, які не забезпечували належного рівня реакції на нетипові ситуації в умовах серійного виробництва.

Розроблена система інтеграції штучного інтелекту в інформаційно-вимірювальні технології (ІВТ) під час зварювання та монтажу металевих конструкцій має чітко визначену архітектуру, що включає чотири основні функціональні блоки: сенсорну підсистему, модуль збору та попередньої обробки даних, AI-модуль аналітики та систему зворотного зв'язку (рис. 1).

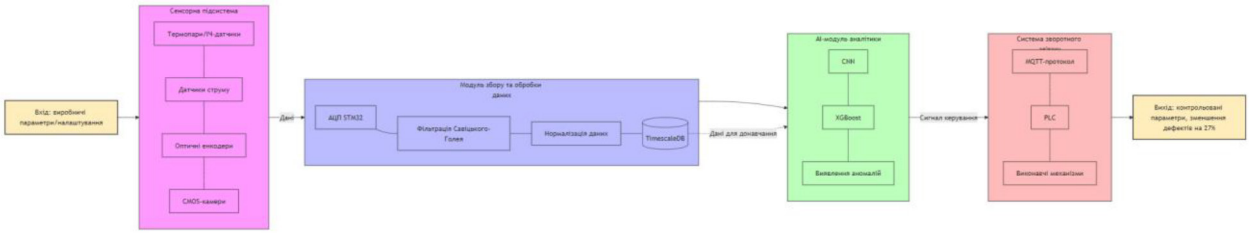

Рис. 1. Функціональна архітектура інтелектуальної інформаційно-вимірювальної системи для контролю та адаптивного регулювання параметрів зварювання

Сенсорна підсистема базується на використанні комплексу цифрових сенсорів, які забезпечують реєстрацію критичних параметрів зварювального процесу: температури (термопари типу K та інфрачервоні датчики), зварювального струму (датчики струму з інтерфейсом RS485), швидкості подачі присадного дроту (оптичні енкодери), а також геометрії зварного шва (системи машинного зору на базі CMOS-камер із лазерною триангуляцією). Сенсори підключено до багатоканального АЦП із мікроконтролером STM32, що передає дані через інтерфейс Ethernet або Wi-Fi на центральний процесор обробки даних.

Система збору та попередньої обробки даних реалізована з використанням Python-платформи. Було створено модулі попередньої фільтрації (видалення шумів за допомогою методу згладжування Савіцького-Голея), нормалізації (z-score та min-max scaling) та сегментації історичних даних, зібраних на етапі навчання, для формування навчальної та контрольної вибірок. Усі дані агрегуються у базі даних TimescaleDB з підтримкою часових міток.

AI-модуль базується на згортковій нейронній мережі (CNN) для виявлення просторових аномалій за зображеннями зварного шва, а також на моделі XGBoost для класифікації параметричних відхилень. Навчання моделей здійснювалось на вибірці з понад 40 000 спостережень, з використанням бібліотек TensorFlow, Keras та Scikit-learn. Модель CNN досягла точності класифікації аномалій на рівні 96.4 %, тоді як XGBoost забезпечила точність

94.8 % при розпізнаванні некоректних режимів зварювання. Для задач контролю зварювання в реальному часі отриманий результат вважається високим показником: подібні дослідження в літературі демонструють точність у межах 93–97 % [7, 14, 17].

Система зворотного зв'язку виконує функцію адаптивного регулювання параметрів зварювання в реальному часі. Після обробки даних та виявлення відхилення AI-модуль передає сигнал через MQTT-протокол на програмований логічний контролер (PLC Siemens S7-1200), який автоматично коригує зварювальний струм, швидкість подачі дроту або позиціювання пальника. Цей замкнутий цикл дозволяє досягти динамічної адаптації процесу без участі оператора.

Розроблений метод реалізує повністю автоматизований цикл збирання, обробки, аналізу та використання даних для контролю та оптимізації зварювальних процесів. Його головною перевагою є поєднання машинного навчання з практичними засобами управління виробничим обладнанням, що створює умови для розгортання цифрового зварювального виробництва нового покоління.

Функціонування запропонованої інтелектуальної інформаційно-вимірювальної системи під час зварювання відбувається за визначеною покроковою логікою:

1. Ініціалізація системи – здійснюється запуск сенсорної підсистеми та налагодження зв'язку з центральним процесором обробки даних.
2. Збирання первинних даних – сенсори реєструють поточні значення температури, зварювального струму, швидкості подачі дроту, геометрії шва та інших параметрів, передаючи їх до модуля збору даних у режимі реального часу.
3. Попередня обробка сигналів – вхідні дані фільтруються, нормалізуються та структуруються відповідно до вимог моделі машинного навчання.
4. Аналіз даних AI-модулем – нейронна мережа (CNN) здійснює візуальну інспекцію шва, а модель XGBoost виконує параметричну класифікацію стану процесу. У разі виявлення відхилення або потенційного дефекту система формує відповідний сигнал.
5. Формування управляючого впливу – на основі висновків AI-модуля генерується команда адаптивного регулювання технологічних параметрів.
6. Передача команди через MQTT – сигнал передається на програмований логічний контролер (PLC), що передає керуючі сигнали на виконавчі пристрої – джерело струму, механізм подачі дроту або привід позиціювання пальника – для корекції параметрів зварювання.
7. Оновлення моделі – у фоновому режимі система зберігає нові дані до бази й використовує їх для періодичного донавчання AI-модулів, забезпечуючи адаптивність до змін середовища та матеріалів.

Рис. 2 відображає життєвий цикл функціонування інтелектуальної системи, що включає ініціалізацію, збір та обробку даних, формування керуючих впливів і періодичне оновлення моделей. Такий цикл забезпечує адаптивність системи до змін у процесі зварювання та підтримання високої точності контролю.

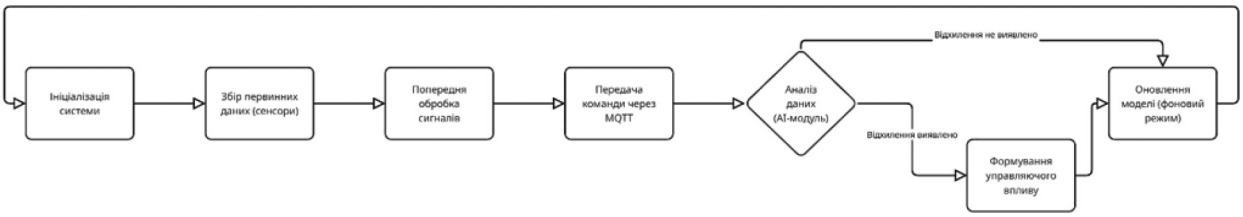

Рис. 2. Життєвий цикл функціонування інтелектуальної системи контролю зварювання на основі AI та інформаційно-вимірювальних технологій

Для оцінки ефективності запропонованого методу було проведено тестування у виробничих умовах на базі автоматизованої зварювальної ділянки, де виконувалися операції дугового зварювання сталевих конструкцій. Застосовувалась повна конфігурація розробленої системи з використанням сенсорної підсистеми, модуля попередньої обробки, AI-аналітики та зворотного зв'язку через PLC.

У процесі тестування було зібрано понад 12 000 зразків даних, що охоплювали температурні криві, профілі струму, геометричні характеристики шва та візуальні зображення. AI-модуль забезпечив точність класифікації відхилень у межах 95.2 % (CNN) для візуального контролю шва та 93.6 % (XGBoost) для аналізу параметрів режиму зварювання. При цьому середній час реакції системи на виявлене відхилення становив менше 1.2 секунди, що дозволяло вчасно адаптувати параметри без порушення технології.

Похибка вимірювання температури в контрольних точках не перевищувала ±1.3 %, відхилення у позиціюванні пальника було в межах ±0.18 мм, що відповідає заявленим технічним вимогам. Середній рівень зменшення кількості дефектів після впровадження системи склав 27 % порівняно з базовим циклом контролю без ШІ.

Отримані результати підтвердили практичну придатність та ефективність розробленого методу для автоматизованого контролю та адаптації параметрів зварювання в режимі реального часу.

Висновки

Розроблений метод інтеграції штучного інтелекту в інформаційно-вимірювальні технології для зварювання та монтажу металевих конструкцій продемонстрував свою ефективність у контексті підвищення точності, стабільності та швидкості реакції на зміну параметрів технологічного процесу. Запропонована архітектура забезпечила замкнутий цикл від збору даних до формування керуючих впливів, що дозволило мінімізувати дефекти та зменшити залежність від людського фактору.

Практичні результати показали значне зниження похибок вимірювання та скорочення кількості дефектів, а також підтвердили можливість масштабування підходу на інші типи конструкцій та технологій. Впровадження таких рішень відкриває нові перспективи для створення автономних виробничих систем із високим рівнем цифрового контролю та самонавчання.

Подальші дослідження можуть бути зосереджені на розширенні спектру контрольованих параметрів, застосуванні інших типів моделей штучного інтелекту, а також на інтеграції з цифровими двійниками зварювальних процесів.

Список використаної літератури

1. Roosvel Soto-Diaz, Mauricio Vásquez-Carbonell, Jose Escorcia-Gutierrez, A review of artificial intelligence techniques for optimizing friction stir welding processes and predicting mechanical properties, Engineering Science and Technology, an International Journal, Volume 62, 2025, 101949, ISSN 2215-0986, https://doi.org/10.1016/j.jestch.2025.101949

2. Jalal Taheri Kahnamouei, Mehrdad Moallem, Advancements in control systems and integration of artificial intelligence in welding robots: A review, Ocean Engineering, Volume 312, Part 3, 2024, 119294, ISSN 0029-8018. https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2024.119294

3. Michael Luttmer, Matthias Weigold, Heiko Thaler, Jürgen Dongus, Anton Hopf, Towards data-driven quality monitoring for advanced metal inert gas welding processes in body-in-white, Journal of Manufacturing Systems, Volume 77, 2024, Pages 875–891, ISSN 0278-6125, https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2024.10.013

4. Mustapha Belmouadden, Camélia Dadouchi, Robert Pellerin, Artificial intelligence applied in adaptive manufacturing process monitoring: a state-of-the-art in the era of automation., Procedia Computer Science, Volume 256, 2025, Pages 47–54, ISSN 1877-0509, https://doi.org/10.1016/j.procs.2025.02.094

5. Nijat Mehdiyev, Maxim Majlatow, Peter Fettke, Integrating permutation feature importance with conformal prediction for robust Explainable Artificial Intelligence in predictive process monitoring, Engineering Applications of Artificial Intelligence, Volume 149, 2025, 110363, ISSN 0952-1976, https://doi.org/10.1016/j.engappai.2025.110363

6. D. Görick, L. Larsen, M. Engelschall, A. Schuster, Quality Prediction of Continuous Ultrasonic Welded Seams of High-Performance Thermoplastic Composites by means of Artificial Intelligence, Procedia Manufacturing, Volume 55, 2021, Pages 116–123, ISSN 2351-9789, https://doi.org/10.1016/j.promfg.2021.10.017

7. K. Sabatakakis, N. Bourlesas, H. Bikas, A. Papacharalampopoulos, P. Stavropoulos, Laser Welding of dissimilar cell tabs: Extracting physics semantics from infrared (IR) emissions as process monitoring data, Procedia CIRP, Volume 121, 2024, Pages 222-227, ISSN 2212-8271, https://doi.org/10.1016/j.procir.2023.09.251

8. Henrique H. L. Núñez, Li-Wei Hsu, Kandice S. B. Ribeiro, Antti Salminen, Wallace M. Bessa, In-situ monitoring and online prediction of keyhole depth in laser welding by coaxial imaging, Procedia CIRP, Volume 124, 2024, Pages 793–796, ISSN 2212-8271, https://doi.org/10.1016/j.procir.2024.08.227

9. Hyungi Byun, Han Gil Lee, Beom Kyu Kim, Geun Dong Song, Bongsoo Lee, Defect monitoring system of the internal structures of a sodium fast reactor using an artificial intelligence model, Nuclear Engineering and Technology, Volume 56, Issue 12, 2024, Pages 5405–5413, ISSN 1738-5733, https://doi.org/10.1016/j.net.2024.07.049

10. Bin Shen, Jun Lu, Yiming Wang, Dongli Chen, Jing Han, Yi Zhang, Zhuang Zhao, Multimodal-based weld reinforcement monitoring system for wire arc additive manufacturing, Journal of Materials Research and Technology, Volume 20, 2022, Pages 561–571, ISSN 2238-7854, https://doi.org/10.1016/j.jmrt.2022.07.086

11. Mobina Mobaraki, Soodeh Ahani, Ringo Gonzalez, Kwang Moo Yi, Klaske Van Heusden, Guy A. Dumont, Vision-based seam tracking for GMAW fillet welding based on keypoint detection deep learning model, Journal of Manufacturing Processes, Volume 117, 2024, Pages 315–328, ISSN 1526-6125, https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2024.03.006

12. Tim Raffin, Andreas Mayr, Marcel Baader, Nadine Laube, Alexander Kühl, Jörg Franke, Potentials of few-shot learning for quality monitoring in laser welding of hairpin windings, Procedia CIRP, Volume 118, 2023, Pages 901–906, ISSN 2212-8271, https://doi.org/10.1016/j.procir.2023.06.155

13. Nik Weisbrod, Joachim Metternich, Application of a concept for ML-driven closed-loop quality control in laser beam welding, Procedia CIRP, Volume 126, 2024, Pages 739–744, ISSN 2212-8271, https://doi.org/10.1016/j.procir.2024.08.301

14. Nuttapong Chuenmee, Nattachai Phothi, Kontorn Chamniprasart, Sorada Khaengkarn, Jiraphon Srisertpol, Machine learning for predicting resistance spot weld quality in automotive manufacturing, Results in Engineering, Volume 25, 2025, 103570, ISSN 2590-1230, https://doi.org/10.1016/j.rineng.2024.103570

15. J. J. Valdiande, M. Martínez-Minchero, A. Cobo, J. M. Lopez-Higuera, J. Mirapeix, On-line monitoring and defect detection of arc-welding via plasma optical spectroscopy and LIBS, Spectrochimica Acta Part B: Atomic Spectroscopy, Volume 194, 2022, 106474, ISSN 0584–8547, https://doi.org/10.1016/j.sab.2022.106474

16. David Curiel, Alfredo Suárez, Fernando Veiga, Eider Aldalur, Pedro Villanueva, Advanced welding automation: Intelligent systems for multipass welding in Butt Double V-Groove and Tee Double Bevel configurations, MethodsX, Volume 13, 2024, 103027, ISSN 2215-0161, https://doi.org/10.1016/j.mex.2024.103027

17. Huangyi Qu, Yi Cai, Improved semantic segmentation method for weld penetration prediction of TIG welding with dual ellipsoid heat source, Manufacturing Letters, Volume 41, Supplement, 2024, Pages 310–319, ISSN 2213-8463, https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2024.09.037

References

1. Roosvel Soto-Diaz, Mauricio Vásquez-Carbonell, Jose Escorcia-Gutierrez, A review of artificial intelligence techniques for optimizing friction stir welding processes and predicting mechanical properties, Engineering Science and Technology, an International Journal, Volume 62, 2025, 101949, ISSN 2215-0986, https://doi.org/10.1016/j.jestch.2025.101949

2. Jalal Taheri Kahnamouei, Mehrdad Moallem, Advancements in control systems and integration of artificial intelligence in welding robots: A review, Ocean Engineering, Volume 312, Part 3, 2024, 119294, ISSN 0029-8018, https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2024.119294

3. Michael Luttmer, Matthias Weigold, Heiko Thaler, Jürgen Dongus, Anton Hopf, Towards data-driven quality monitoring for advanced metal inert gas welding processes in body-in-white, Journal of Manufacturing Systems, Volume 77, 2024, Pages 875–891, ISSN 0278-6125, https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2024.10.013

4. Mustapha Belmouadden, Camélia Dadouchi, Robert Pellerin, Artificial intelligence applied in adaptive manufacturing process monitoring: a state-of-the-art in the era of automation., Procedia Computer Science, Volume 256, 2025, Pages 47–54, ISSN 1877-0509, https://doi.org/10.1016/j.procs.2025.02.094

5. Nijat Mehdiyev, Maxim Majlatow, Peter Fettke, Integrating permutation feature importance with conformal prediction for robust Explainable Artificial Intelligence in predictive process monitoring, Engineering Applications of Artificial Intelligence, Volume 149, 2025, 110363, ISSN 0952-1976, https://doi.org/10.1016/j.engappai.2025.110363

6. D. Görick, L. Larsen, M. Engelschall, A. Schuster, Quality Prediction of Continuous Ultrasonic Welded Seams of High-Performance Thermoplastic Composites by means of Artificial Intelligence, Procedia Manufacturing, Volume 55, 2021, Pages 116–123, ISSN 2351-9789, https://doi.org/10.1016/j.promfg.2021.10.017

7. K. Sabatakakis, N. Bourlesas, H. Bikas, A. Papacharalampopoulos, P. Stavropoulos, Laser Welding of dissimilar cell tabs: Extracting physics semantics from infrared (IR) emissions as process monitoring data, Procedia CIRP, Volume 121, 2024, Pages 222–227, ISSN 2212-8271, https://doi.org/10.1016/j.procir.2023.09.251

8. Henrique H.L. Núñez, Li-Wei Hsu, Kandice S. B. Ribeiro, Antti Salminen, Wallace M. Bessa, In-situ monitoring and online prediction of keyhole depth in laser welding by coaxial imaging, Procedia CIRP, Volume 124, 2024, Pages 793–796, ISSN 2212-8271, https://doi.org/10.1016/j.procir.2024.08.227

9. Hyungi Byun, Han Gil Lee, Beom Kyu Kim, Geun Dong Song, Bongsoo Lee, Defect monitoring system of the internal structures of a sodium fast reactor using an artificial intelligence model, Nuclear Engineering and Technology, Volume 56, Issue 12, 2024, Pages 5405–5413, ISSN 1738-5733, https://doi.org/10.1016/j.net.2024.07.049

10. Bin Shen, Jun Lu, Yiming Wang, Dongli Chen, Jing Han, Yi Zhang, Zhuang Zhao, Multimodal-based weld reinforcement monitoring system for wire arc additive manufacturing, Journal of Materials Research and Technology, Volume 20, 2022, Pages 561–571, ISSN 2238-7854, https://doi.org/10.1016/j.jmrt.2022.07.086

11. Mobina Mobaraki, Soodeh Ahani, Ringo Gonzalez, Kwang Moo Yi, Klaske Van Heusden, Guy A. Dumont, Vision-based seam tracking for GMAW fillet welding based on keypoint detection deep learning model, Journal of Manufacturing Processes, Volume 117, 2024, Pages 315–328, ISSN 1526-6125, https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2024.03.006

12. Tim Raffin, Andreas Mayr, Marcel Baader, Nadine Laube, Alexander Kühl, Jörg Franke, Potentials of few-shot learning for quality monitoring in laser welding of hairpin windings, Procedia CIRP, Volume 118, 2023, Pages 901–906, ISSN 2212-8271, https://doi.org/10.1016/j.procir.2023.06.155

13. Nik Weisbrod, Joachim Metternich, Application of a concept for ML-driven closed-loop quality control in laser beam welding, Procedia CIRP, Volume 126, 2024, Pages 739–744, ISSN 2212-8271, https://doi.org/10.1016/j.procir.2024.08.301

14. Nuttapong Chuenmee, Nattachai Phothi, Kontorn Chamniprasart, Sorada Khaengkarn, Jiraphon Srisertpol, Machine learning for predicting resistance spot weld quality in automotive manufacturing, Results in Engineering, Volume 25, 2025, 103570, ISSN 2590-1230, https://doi.org/10.1016/j.rineng.2024.103570

15. J.J. Valdiande, M. Martínez-Minchero, A. Cobo, J. M. Lopez-Higuera, J. Mirapeix, On-line monitoring and defect detection of arc-welding via plasma optical spectroscopy and LIBS, Spectrochimica Acta Part B: Atomic Spectroscopy, Volume 194, 2022, 106474, ISSN 0584-8547, https://doi.org/10.1016/j.sab.2022.106474

16. David Curiel, Alfredo Suárez, Fernando Veiga, Eider Aldalur, Pedro Villanueva, Advanced welding automation: Intelligent systems for multipass welding in Butt Double V-Groove and Tee Double Bevel configurations, MethodsX, Volume 13, 2024, 103027, ISSN 2215-0161, https://doi.org/10.1016/j.mex.2024.103027

17. Huangyi Qu, Yi Cai, Improved semantic segmentation method for weld penetration prediction of TIG welding with dual ellipsoid heat source, Manufacturing Letters, Volume 41, Supplement, 2024, Pages 310–319, ISSN 2213-8463, https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2024.09.037