

## ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ПІДВИЩЕННЯ ЯКОСТІ ТЕХНОЛОГІЧНИХ ПРОЦЕСІВ У МАШИНОБУДУВАННІ

Ханас М.-Ю. Р.<sup>1</sup> [ORCID], Ступницький В. В.<sup>2</sup> [ORCID]

<sup>1</sup>Національний університет «Львівська політехніка», аспірант, Україна

<sup>2</sup>Національний університет «Львівська політехніка», д.т.н., проф., Україна

**Анотація.** Стрімкий розвиток методів машинного навчання та штучного інтелекту відкриває нові можливості для підвищення якості технологічних процесів у машинобудуванні. У роботі розглядається застосування штучних нейронних мереж (ANN) для вирішення задач забезпечення якості в процесах механічної обробки, зварювання, лиття та формування металу. Проаналізовано переваги нейромережових підходів порівняно з традиційними аналітичними методами: здатність моделювати нелінійні залежності між параметрами процесу та показниками якості, адаптивність до змінних умов виробництва та можливість інтеграції в системи контролю реального часу. Розглянуто архітектури CNN, MLP та гібридні моделі CNN-LSTM для задач прогнозування дефектів та моніторингу стану інструменту. Показано, що впровадження нейромережових систем сприяє зниженню відсотка браку, підвищенню стабільності процесів та скороченню витрат на контроль якості.

**Ключові слова:** нейронні мережі, машинобудування, забезпечення якості, глибоке навчання, CNN-LSTM, моніторинг технологічних процесів, прогнозування дефектів, Індустрія 4.0.

### Вступ

Сучасне машинобудівне виробництво характеризується зростаючою складністю технологічних процесів та вимогами до якості продукції. Традиційні аналітичні та емпіричні методи контролю якості нерідко виявляються недостатньо ефективними через нелінійність і багатовимірність технологічних систем. Штучні нейронні мережі (ANN) виявилися надзвичайно ефективними у вирішенні складних задач забезпечення якості та оптимізації, що характеризуються нелійними залежностями та невизначеністю [1]. На відміну від традиційних аналітичних методів, нейронні мережі дозволяють встановлювати функціональні залежності між параметрами процесу та вихідними показниками якості без побудови явних математичних моделей.

### Основний матеріал

Одним із найважливіших застосувань нейронних мереж у машинобудуванні є забезпечення якості та оптимізація процесів різання. Багатошарові перцептронні моделі (MLP), навчені на експериментальних наборах даних, демонструють високу точність у прогнозуванні шорсткості поверхні, зносу інструменту та сили різання під час фрезерних операцій з ЧПУ, перевершуючи традиційні регресійні підходи. Аналізуючи дані датчиків - сигнали вібрації, акустичну емісію та струм двигуна шпинделя - моделі ANN виявляють ранні ознаки зносу інструменту в режимі реального часу. Гібридні архітектури CNN-LSTM є особливо ефективними для часових рядів сенсорних даних та прогнозування залишкового ресурсу (RUL), демонструючи суттєво вищу точність порівняно з традиційними методами [2].

Для моніторингу стану інструменту у фрезерних процесах запропоновано підхід на основі CNN, де силові сигнали перетворюються у двовимірні зображення за допомогою безперервного вейвлет-перетворення (CWT) і подаються на вхід згорткової нейронної мережі. Такий підхід дозволяє уникнути ручного виділення ознак і забезпечує точність розпізнавання стану зносу понад 90%, що перевищує результати моделей AlexNet і ResNet при аналогічних умовах [3]. Перетворення у 2D дозволяє нейронній мережі виявляти локальні просторові особливості сигналу, пов'язані зі зносом задньої поверхні різця, що робить метод стійким до шумів і мінливих умов різання.

Конкретні дослідження підтверджують ефективність нейромережевих підходів. Застосування мережі зворотного поширення (BPNN) при фрезеруванні на п'ятиосьовому верстаті з ЧПУ показало середньоквадратичну похибку (RMSE) рівну 0,008 — більш ніж удвічі нижчу порівняно з RMSE=0,021 методу лінійної регресії [4]. Вхідними параметрами моделі слугували частота обертання шпинделя, швидкість подачі та глибина різання. Такий результат свідчить про здатність нейронних мереж ефективно моделювати нелінійні залежності навіть на невеликих навчальних вибірках, що є типовою ситуацією для реальних виробничих умов.

У технологіях зварювання MIG/MAG та TIG нейронні мережі застосовуються для контролю якості зварного шва через оптимізацію параметрів процесу - струму, напруги та швидкості зварювання. Моделі глибокого навчання в поєднанні з системами комп'ютерного зору аналізують геометрію зварювальної ванни в реальному часі, забезпечуючи адаптивне керування та значно зменшуючи кількість дефектів типу пористості та недостатнього злиття. У процесах лиття моделі ANN на основі прогнозування оптимізують температуру заливки, конструкцію форми та швидкість охолодження, що призводить до поліпшення якості продукції та зниження відсотка браку [5].

Застосування ML у ливарному виробництві досліджено на прикладі реального виробництва алюмінієвих колісних дисків методом лиття під низьким тиском. Показано, що моделі класифікації на основі контрольованого ML, навчені на даних хмарної системи Industry 4.0, здатні ідентифікувати умови процесу, що передують виникненню пористості, навіть за умов низького відсотка браку і великої кількості вимірюваних параметрів [6]. Цей підхід дозволяє виявляти першочергові причини дефектів на основі технологічних даних і коригувати параметри процесу в режимі реального часу, зменшуючи потребу в ручному аналізі.

Системи контролю якості нового покоління інтегрують ANN з технологіями комп'ютерного зору для автоматичного виявлення дефектів поверхні та відхилень розмірів. Такі системи є особливо ефективними для інспекції оброблених поверхонь, аналізу зварювальних швів та виявлення дефектів у литих деталях. Алгоритми машинного навчання здатні передбачати проблеми з якістю ще до їх виникнення, що дозволяє вживати проактивних заходів та суттєво знижувати відсоток браку [7].

Для автоматизованої дефектоскопії зварних з'єднань CNN-моделі з трансферним навчанням (ResNet-18 та ResNet-50) демонструють ефективну класифікацію дефектів рентгенографічних зображень — тріщин, пористості та непроварів — з точністю до 98,67% [8]. Системи, що використовують глибоке навчання, можуть виявляти складні дефекти, які неможливо помітити під час

звичайного візуального огляду. Крім того, їх здатність до донавчання на нових даних без повного перезапуску моделі забезпечує ефективне використання в різних виробничих умовах[9].

У процесах формування металу, таких як прокатка та штампування, нейронні мережі використовуються для прогнозування сил деформації, розподілу напружень та утворення дефектів. Ці моделі допомагають оптимізувати геометрію інструменту, вибрати відповідні режими деформації та мінімізувати дефекти, такі як тріщини та зморшки. Перевагою нейромережевого підходу порівняно з методом скінченних елементів є значно менший час розрахунку, що дозволяє інтегрувати моделі у системи керування в режимі реального часу [10]. Застосування нейронних мереж у системах цифрових двійників дозволяє відтворювати фізичні процеси у віртуальному середовищі та здійснювати адаптивне управління без переривання виробництва. Постійний потік даних з датчиків дає змогу цифровому двійнику прогнозувати майбутню поведінку верстата та завчасно попереджати про відхилення параметрів якості [11].

### **Висновки**

Застосування штучних нейронних мереж у машинобудуванні є дієвим інструментом комплексного забезпечення якості технологічних процесів - від прогнозування дефектів і моніторингу стану інструменту до адаптивного керування параметрами обробки. Інтеграція ANN-моделей у виробничі системи сприяє підвищенню стабільності якості продукції, зниженню відсотка браку та витрат на контроль якості, що робить їх ключовим компонентом Індустрії 4.0. Перспективою подальших досліджень є розробка пояснюваних (XAI) нейромережевих моделей та методів перенесеного навчання для зменшення залежності від обсягу навчальної вибірки.

### **ЛІТЕРАТУРА / REFERENCE**

1. Wang J. et al. Deep learning for smart manufacturing: Methods and applications // Journal of Manufacturing Systems. – 2018. – Vol. 48. – P. 144–156. – DOI: 10.1016/j.jmsy.2018.01.003
2. Kumar S. et al. Application of ANN in machining processes: A review // International Journal of Advanced Manufacturing Technology. – 2012.

3. Zhang Y. et al. Tool wear condition monitoring method based on deep learning with force signals // Sensors. – 2023. – Vol. 23, No. 10. – P. 4595. – DOI: 10.3390/s23104595
4. Lin W.-C. et al. Prediction and analysis of the surface roughness in CNC end milling using neural networks // Applied Sciences. – 2022. – Vol. 12, No. 1. – P. 393. DOI: 10.3390/app12010393
5. Teti R. et al. Advanced monitoring of machining operations // CIRP Annals. – 2010. – Vol. 59, No. 2. – P. 717–739.
6. Uyan T.Ç. et al. Industry 4.0 foundry data management and supervised machine learning in low-pressure die casting quality improvement // International Journal of Metalcasting. – 2023. – Vol. 17. – P. 414–429. – DOI: 10.1007/s40962-022-00783-z
7. Zhang Z. et al. Deep learning for intelligent manufacturing // Journal of Manufacturing Systems. – 2019.
8. Kumaresan S. et al. Deep learning-based weld defect classification using VGG16 transfer learning adaptive fine-tuning // International Journal of Interactive Design and Manufacturing. – 2023. – DOI: 10.1007/s12008-023-01327-3
9. Madhvacharyula A.S. et al. In situ detection of welding defects: A review // Welding in the World. – 2022. – Vol. 66. – P. 611–628. – DOI: 10.1007/s40194-021-01229-6
10. Lee J. et al. Predictive manufacturing systems // Manufacturing Letters. – 2014.
11. Kusiak A. Smart manufacturing // International Journal of Production Research. – 2018. – Vol. 56, No. 1–2. – P. 508–517.

## **APPLICATION OF NEURAL NETWORKS FOR QUALITY IMPROVEMENT OF MANUFACTURING PROCESSES IN MECHANICAL ENGINEERING**

M.-Y. R. Khanas, V.V. Stupnytskyi

**Abstract.** *The rapid development of machine learning and artificial intelligence methods opens new opportunities for improving the quality of manufacturing processes in mechanical engineering. This paper examines the application of artificial neural networks (ANN) for quality assurance in machining, welding, casting and metal forming processes. The advantages of neural network approaches over traditional analytical methods are analyzed: the ability to model nonlinear relationships between process parameters and quality indicators, adaptability to variable production conditions and the possibility of integration into real-time control systems. CNN, MLP and hybrid CNN-LSTM architectures for defect prediction and tool condition monitoring tasks are considered. It is shown that the implementation of neural network systems contributes to reducing the defect rate, improving process stability and reducing quality control costs.*

**Keywords:** *neural networks, mechanical engineering, quality assurance, deep learning, CNN-LSTM, manufacturing process monitoring, defect prediction, Industry 4.0.*