

Список літератури

1. Patent. Inventor: Jien-Wei Yeh. High-Entropy Multielement Alloys. Pub. Date: Oct. 31, 2002. Publ. No.: US 2002/0159914A1.
2. Yeh J.-W., Chen S.-K., Lin S.-J., Gan J.-Y., Chin T.-S., Shun T.-T., Tsau C.-H., Chang S. Y. Nanostructured High-Entropy Alloys with Multiple Principal Elements: Novel Alloy Design Concepts and Outcomes. *Adv. Eng. Mater.* 2004. Vol. 6 (Issue 5). P. 299-303. <https://doi.org/10.1002/adem.200300567>
3. Yeh J.-W., Chen Y.-L., Lin S.-J., Chen S.-K. High-Entropy Alloys-A New Era of Exploitation. *Mater. Sci. Forum.* 2007. Vol. 560. P. 1-9. <https://doi:10.4028/www.scientific.net/MSF.560.1>
4. Yeh J.-W. Recent Progress in High-entropy Alloys. *Ann. Chim. Sci. Mater.* 2006. 31. P. 633-648. <https://doi:10.3166/acsm.31.633-648>
5. Wu D., Li B., Shi Y., Hou X., Li C., Gao Y., Bai P., Liu Y., Liang C. Effects of different Al contents on mechanical properties and high temperature oxidation resistance of $Al_xCoCr_{0.6}NiV_{0.6}$ high entropy alloy. *J. Alloy. Compd.* 2025. Vol. 1025. Article 180348. 11 pages. <https://doi.org/10.1016/j.jallcom.2025.180348>

УДК 621.74

O.S. Serhiienko¹, S.S. Solokov¹

¹ National University “Zaporizhzhia Polytechnic”, Zaporizhzhia

THE POTENTIAL FOR AI-DRIVEN QUALITY CONTROL IN UKRAINIAN FOUNDRIES

Metal casting industry is governed by empirical expertise and heuristic methods. However, the integration of data-centric approaches has begun to transform the industry, enabling enhanced operational efficiency and product quality. Recent studies document a proliferation of artificial intelligence (AI) methodologies—ranging from neural networks and fuzzy logic to evolutionary algorithms—applied across diverse casting processes, including sand, die, continuous, and investment casting [1].

Historically, casting quality assurance has depended on domain experts, computational simulations, and post-production inspection techniques such as radiographic X-ray

analysis and destructive testing. These methods, while reliable, are inherently time-intensive. In contrast, AI-enabled strategies facilitate automated quality control.

Several studies illustrate the efficacy of AI in defect detection and automated inspection. Yousef and Sata [2] implemented a convolutional neural network (CNN)-based inspection system for cast steel components. Training on an extensive dataset of both defective and pristine images, their residual neural network (ResNet) architecture achieved superior accuracy in identifying surface discontinuities—such as cracks and cold shuts—and has been successfully deployed on a production line, diminishing reliance on manual visual inspection.

Other investigations have harnessed computer vision and deep learning to interpret X-ray images, enabling the detection of internal porosity and inclusions in safety-critical steel castings [3]. This automation of radiographic inspection not only accelerates throughput but also increases consistency in defect identification. Implementing AI quality control in a Ukrainian foundries requires comprehensive data collection:

- Visual inspection photographs: high-resolution photographs of wax patterns, cores, wax trees, molds, and finished castings. Multiple viewpoints per component ensure coverage of all potential surface defect locations.

- Sensor data: measurements such as melt temperature, alloy composition, mold pre-heat temperature, pouring rate, and shell cooling parameters.

- Non-destructive testing records: digital radiographs, dye-penetrant scan images under ultraviolet illumination, and other inspection outputs.

A robust training dataset should encompass examples of both defect-free and defective parts, including intentionally induced flaws from trial castings or archived scrap specimens. Continuous model refinement—facilitated by modern AI platforms—allows for incremental learning whenever new defects emerge or new products are introduced. The basic software requirements for AI-driven quality assurance are presented in Table 1.

Foundries may adopt third-party solutions such as Norican Monitizer platform or Tvarit AI designed for die casting.

A preliminary cost analysis suggests an initial capital investment between €34 000 and €50 000, covering imaging hardware, computational resources, sensor networks, software development, and radiographic equipment.

Table 1 – Software requirements for implementing AI-powered quality control in an investment casting foundry.

Application	Software solutions	Additional requirements	Examples
Image preprocessing	Open-source libraries	Cropping, contrast enhancement, background removal	OpenCV
Defect recognition	Convolutional neural network (CNN)	Labeled images of quality and defective castings	ResNet Xception YOLOv5 TensorFlow PyTorch
Data analysis and forecasting	Regression or classification algorithms, ANN model	Historical manufacturing process sensor data	Scikit-learn Python library
Integration and user interface	Cloud-based or on-premise dashboard application	Real-time monitoring, data logging, integration with existing software ecosystem	Node-RED dashboard Microsoft Azure IoT Hub Azure Custom Vision

Annual operational expenses—comprising software updates, cloud storage fees, lighting replacement, and calibration—are estimated at €1 000 to €3 000. Expected benefits primarily derive from labor savings: AI-driven vision systems can reduce manual inspection workloads by up to 50%, providing continuous, 24/7 first-pass filtering that diminishes overtime and associated wage costs. AI techniques enhance each phase of quality management in investment casting, including end-of-line automated inspection. By integrating predictive models with deep learning-based visual and radiographic evaluation, foundries can achieve more consistent quality and lower scrap rates.

References

1. Dučić N. Casting Process Improvement by the Application of Artificial Intelligence / N. Dučić, S. Manasijević, A. Jovičić et al. // Applied Sciences. – 2022. – Vol. 12. – No. 7. –P. 3264.

2. Yousef N. Implementing Deep Learning-Based Intelligent Inspection for Investment Castings / N. Yousef, A. Sata // Arabian Journal for Science and Engineering. – 2024. – Vol. 49. – No. 2. – P. 2519–2530.

3. Sata A. Investment Casting Defect Prediction Using Neural Network and Multivariate Regression Along with Principal Component Analysis / A. Sata // International Journal of Manufacturing Research. –2017. – Vol. 12. – No. 4. – P. 356–373.

УДК 621.74.045

О.С. Сергієнко¹

¹Національний університет “Запорізька політехніка”, Запоріжжя

ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ МЕТОДІВ ШВИДКОГО ПРОТОТИПУВАННЯ: 3D-ДРУК І ЛИТТЯ ЗА ВИТОПЛЮВАНИМИ МОДЕЛЯМИ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ ГНУЧКИХ АЛЬГІНАТНИХ ТА СИЛІКОНОВИХ ПРЕС-ФОРМ

Лиття за витоплюваними моделями із використанням гнучких прес-форм із гідроколоїдних та силіконових відбиткових матеріалів забезпечує доступну альтернативу 3D-друку у застосуваннях швидкого прототипування [1, 2]. Відбиткові матеріали на основі альгінату та силікону забезпечують точність розмірів, що гарантує стабільність розмірів моделей та ефективність для швидкого прототипування [3]. За межами стоматології альгінатні та силіконові форми знаходять застосування у зворотному інжинірингу, де економічне та швидке виробництво форм є ключовим для початкових ітерацій дизайну [4, 5].

Дане дослідження аналізує доцільність застосування швидкого прототипування з використанням комерційно доступних продуктів: гідроколоїдних відбиткових матеріалів, конденсаційних та адитивних силіконів, а також технологій 3D-друку SLA, DLP та FDM.

Точність вимірювань та стабільність. Точність розмірів має вирішальне значення для забезпечення функціональності прототипів. У той час як 3D-друк забезпечує мінімальні розмірні відхилення, гідроколоїди пропонують прийнятну точність для базових завдань (див. Таблицю 1).

Аналіз витрат. Силіконові форми забезпечують раціональний баланс вартості та довговічності, з початковими витратами на матеріали від 50 до 100 у.о. за прес-форму, яка може бути використана до 50 циклів. Гідроколоїдні прес-форми, хоча