

**ПРОГНОЗУВАННЯ ДЕФЕКТІВ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ
МАШИННОГО НАВЧАННЯ**

Шкурко В.В.

e-mail: viacheslav.shkurko@nure.ua

Науковий керівник – канд. техн. наук, доц. Поляков А.О.

Харківський національний університет радіоелектроніки,

кафедра прикладної математики

м. Харків, Україна

This paper explores advanced approaches to automating quality control processes in manufacturing by implementing machine learning algorithms. The study focuses on the transition from traditional manual inspection to proactive defect forecasting based on real-time data analysis. Key stages of data processing, including acquisition, noise filtration, and dataset augmentation, are thoroughly analyzed to address the challenge of class imbalance. The research provides a comparative evaluation of classical statistical models against deep learning architectures, specifically Convolutional Neural Networks, for identifying structural and surface defects. Special attention is given to the mathematical foundations of model training and the minimization of error functions. The results demonstrate that integrated machine learning systems significantly enhance production reliability, reduce scrap rates, and optimize resource allocation within the framework of «Industry 4.0» standards. The practical implications suggest that utilizing models like YOLO can achieve classification accuracy exceeding 95% in industrial environments. Future research directions involve model optimization for edge computing devices.

Прогнозування дефектів програмного забезпечення із застосуванням методів машинного навчання є актуальним напрямом досліджень у межах інженерія програмного забезпечення, що зумовлено зростанням складності сучасних програмних систем та необхідністю підвищення їхньої якості. Традиційні підходи до тестування часто вимагають значних часових і ресурсних витрат, тоді як застосування методів машинного навчання відкриває можливості для автоматизації процесу виявлення потенційно дефектних компонентів ще на ранніх етапах розробки.

Основна ідея прогнозування дефектів полягає у використанні історичних даних про програмний продукт для побудови моделей, здатних визначати модулі або зміни коду з підвищеною ймовірністю виникнення помилок. У сучасних дослідженнях сформувалося кілька підходів до розв'язання цієї задачі. Сучасна концепція «Індустрії 4.0» передбачає мінімізацію людського фактора в процесах контролю якості. Традиційні методи візуального огляду є суб'єктивними та мають обмежену швидкість. Використання машинного навчання дозволяє не лише констатувати наявність браку, а й прогнозувати його появу на основі аналізу параметрів технологічного процесу.

Для прогнозування дефектів найчастіше застосовуються два підходи.

Аналіз часових рядів, використовується для предиктивного обслуговування, якщо вібрація або температура виходять за межі норми, система прогнозує вихід виробу за межі допуску.

Комп'ютерний зір, тобто аналіз відеопотоку з конвеєра для ідентифікації поверхневих дефектів.

Однією з головних проблем при розробці систем прогнозування дефектів є незбалансованість класів. На реальному виробництві кількість якісних виробів значно перевищує кількість бракованих, що не дозволяє нейронній мережі ефективно вивчити ознаки дефектів. Для вирішення цієї проблеми застосовується аугментація – метод штучного розширення навчальної вибірки.

Математичний апарат прогнозування дефектів базується на теорії розпізнавання образів та статистичному аналізі. Вибір математичного методу залежить від природи вхідних даних: дискретних сигналів датчиків або двовимірних масивів пікселів (зображень).

Задача прогнозування дефектів зводиться до відображення вхідного вектора ознак X у дискретну мітку класу:

$$Y \in (0, 1, \dots, K), \quad (1)$$

де 0 – відсутність дефектів, а інші значення відповідають специфічним типам браку (тріщини, сколи тощо).

Для навчання моделі використовується ітераційний алгоритм оптимізації, мета якого – мінімізація емпіричного ризику:

$$R(w) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n L(y_i, f(x_i, w)), \quad (2)$$

де L – функція втрат, $f(x_i, w)$ – прогноз моделі з параметрами (вагами) w .

Для ідентифікації дефектів у реальному часі використовуються архітектури сімейства YOLO. На відміну від класичних класифікаторів, ці моделі одночасно вирішують дві задачі:

- знаходження координат обмежувальної рамки навколо дефекту;
- визначення типу дефекту в цій рамці.

На відміну від двостадійних алгоритмів (наприклад, Faster R-CNN), які спочатку шукають область імовірної появи об'єкта, а потім класифікують її, архітектура YOLO розглядає детекцію як єдину задачу регресії. Це дозволяє обробляти відеопотік зі швидкістю понад 45-60 кадрів на секунду, що критично для високошвидкісних конвеєрів.

Під час навчання мережа бачить все зображення повністю, тому вона краще відрізняє реальний дефект від шумів фону (відблисків металу або тіней), що часто є проблемою для класичних фільтрів. Модель можна «стиснути», що дозволяє запускати її на компактних обчислювачах безпосередньо біля камери.

На відміну від класичних моделей, які просто кажуть: «На цьому фото є брак», моделі YOLO кажуть: «Брак знаходиться у точці (x, y), це тріщина довжиною h, і я впевнений у цьому на 98%». Саме такий підхід дозволяє автоматизованим системам не просто зупиняти конвеєр, а й давати команду маніпулятору на відбраковування конкретної деталі.

Отже, застосування нейромережових моделей сімейства YOLO дозволяє значно знизити рівень випуску бракованої продукції завдяки високій швидкості обробки кадрів та точності локалізації пошкоджень. Використання методів аугментації даних вирішує проблему дефіциту прикладів браку, що робить систему стійкою до змін умов освітлення та положення об'єктів.

Незважаючи на високу точність глибоких нейронних мереж, стримуючим фактором залишається потреба у значних обчислювальних потужностях. Тому пріоритетним напрямком подальших досліджень є оптимізація та квантування моделей для їх розгортання на мобільних платформах та мікроконтролерах. Це дозволить реалізувати концепцію «інтелектуального датчика», який здійснює аналіз безпосередньо в точці збору даних, знижуючи навантаження на мережеву інфраструктуру підприємства.

Список використаних джерел:

1. Allied Market Research. Neural Network Market – Global Opportunity Analysis and Industry Forecast, 2021–2030 [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://www.alliedmarketresearch.com/neural-network-market>.
2. Ultralytics. YOLO11: Comparing Ultralytics YOLO11 vs Previous YOLO Models [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://www.ultralytics.com/ru/blog/comparing-ultralytics-yolo11-vs-previous-yolo-models>.
3. Цюник О. В. Муляревич Б. С. Оцінка продуктивності та оптимізація моделей нейронних мереж YOLOV8 для розпізнавання цілей. *Computer Systems and Networks*. 2024. Vol. 6, No. 2. P. 242-251. DOI: 10.23939/csn2024.02.242
4. Мастенко І., Стельмах Н. Застосування нейромереж YOLO в системах автоматизованого контролю якості при виявленні дефектів виробів органічного походження. *Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах*. 2024. № 3. С. 107–116. DOI: 10.31891/2219-9365-2024-79-15.
5. Verlan A. A., Fastovets Y. R. Overview and comparison of neural network models for diagnostics and quality control in the production of printed circuit boards. *Реєстрація, зберігання і обробка даних*. 2025. Т. 27, № 1. С. 110 – 119. DOI: 10.35681/1560-9189.2025.27.1.336051.