

**УДК 004.89**

*Я.В. Стешенко, студент гр. ПК-11мн*  
КПІ ім. Ігоря Сікорського

## **АНАЛІЗ АРХІТЕКТУР НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ДЕТЕКТУВАННЯ ДЕФЕКТІВ МЕТАЛЕВИХ ВИРОБІВ**

*Анотація.* Розглянуто переваги автоматизації проведення неруйнівного контролю металевих поверхонь. Проаналізовано чотири різні нейронні мережі для класифікації та пошуку дефектів в металевих виробках. Запропоновано використання нейронної мережі EfficientDet, як найбільш оптимізовану та швидшу в роботі.

**Ключові слова:** листовий прокат, нейронні мережі, автоматизація, металеві вироби, неруйнівний контроль.

### **ВСТУП**

Останнім роками методи машинного зору поступово стали трендом у виявленні дефектів поверхні, оскільки вони можуть подолати багато недоліків ручного виявлення, включаючи низьку точність, низьку продуктивність у реальному часі, суб'єктивність та високу трудомісткість [1]. Ці системи перевірки на основі машинного зору зустрічаються в багатьох промислових сферах, таких як перевірка сталевих смуг, інспекція рідкокристалічних дисплеїв (LCD), перевірка тканин, алюмінієвих профілів, залізничі огляд колії, контроль харчових продуктів та огляд оптичних компонентів. Металевим поверхням приділяють значну увагу, оскільки вони широко використовуються в промисловості. Порівняно з гладкими поверхнями, фотографії металеві поверхні можуть легко мати деякі проблеми, такі як нерівномірне освітлення, сильне відображення та фоновий шум, що ускладнює детектування.

Для реалізації автоматизованого детектування дефектів необхідно проаналізувати різні архітектури нейронних мереж та обрати найбільш оптимальну для застосування у складі систем візуального контролю металевих поверхонь. Основними вимогами для подібних мереж є висока швидкодія та достовірність результатів. Зазвичай, більш швидкодіючі мережі вирішують задачу детектування об'єктів з меншою достовірністю. Тому актуальним завданням є вибір мережі з оптимізованою архітектурою, яка буде вирішувати поставлене завдання з підвищеною ефективністю.

### **ОГЛЯД ПОПЕРЕДНІХ РОБІТ**

На сьогоднішній день, в завданнях детектування об'єктів на зображеннях найбільш часто використовуються наступні архітектури: Regions with convolution neural networks (R-CNN), Single shot multibox detector (SSD), You only look once (YOLO) та EfficientDet. Кожна із них має свої переваги і недоліки, які описані у розглянутих далі роботах.

У статті [2] представлена нова архітектура на основі згорткових нейронних мереж для точного виконання завдань виявлення і класифікації дефектів металеві поверхні. Контроль наявності дефектів на основі запропонованого методу перетворюється на задачу сегментації та класифікації. Запропонований авторами нейромережевий модуль може перетворювати дефектне зображення в маску передбачення по пікселях, яка містить лише дефектні пікселі та фонові пікселі. Для швидкого отримання класу дефекту в реальних умовах представлено

R-CNN мережу. Оцінка IoU результату контролю становить 89,60% з використанням набору даних із реальної промисловості. Візуальні та кількісні результати експерименту показали, що достовірності алгоритму виявлення достатньо, щоб задовольнити вимоги складного промислового середовища. Більше того, цей загальний метод можна безпосередньо застосувати для виявлення дефектів інших матеріалів без особливих змін. Одним з обмежень запропонованого методу є те, що для навчання глибокої мережі потрібні дані з мітками вручну, що займає багато часу.

У роботі [3] розроблено систему виявлення дефектів поверхні на основі вдосконаленої моделі YOLOv3. Щоб забезпечити збір високоякісних зображень у реальному виробничому середовищі, у цьому дослідженні порівнюється та детально аналізується різноманітне обладнання для отримання зображень з урахуванням вартості та продуктивності. Модифікована модель, запропонована в цій роботі, досягає 75,1% mAP, а швидкість опрацювання даних досягає 83 кадрів в секунду. Покращена модель може здійснювати виявлення в реальному часі, забезпечуючи високу точність. У системі передбачена схема усунення виробів з дефектами поверхні із конвеєру. Використовуючи YOLOv3 та модифіковану модель, виявляють дефекти поверхні металу, як показано на рисунку 1.

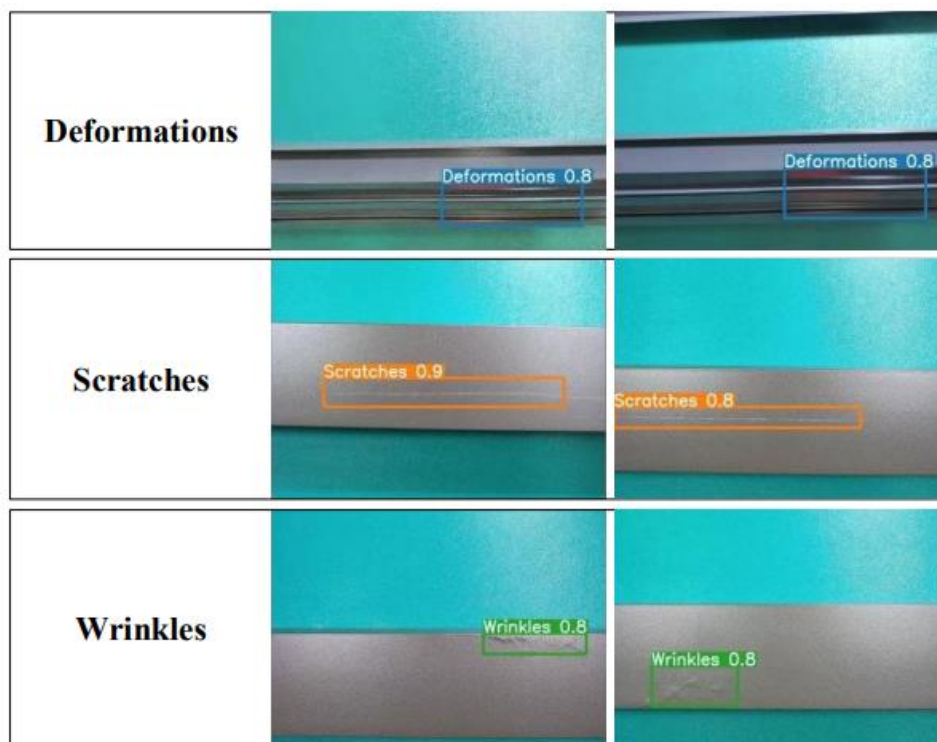


Рис. 1. Виявлені дефекти поверхні металу

У роботі [4] розробляється ієрархічна модель для побудови системи виявлення дефектів для сталевих заготовок. Автори модифікували архітектуру SSD, змінивши розміри карт функцій і розмірів блоків прив'язки, щоб вони відповідали формі дефектів. Результати експерименту свідчать про ефективність запропонованого способу.

У статті [5] представляється сімейство мереж Efficient Defect Detectors

(EDD) для перевірки якості тканини. Такі мережі засновані на архітектурі EfficientDet. Запропоновані EDD використовують стратегію масштабування R-Compound для регулювання глибини, ширини та вхідної роздільної здатності. На основі результатів виявлення дефектів тканини розроблено два методи для підвищення ефективності EDD. Перший може примушувати мережу зосередитися на більш низькорівневих ознаках, які є важливими для розрізнення дефектів. Другий може швидше опрацьовувати зображення із більш високою роздільною здатністю, що призводить до покращення як точності, так і продуктивності контролю в реальному часі.

Використовуючи наведені вище методи, EDD показують чудову продуктивність у порівнянні з існуючими детекторами. Водночас, дана архітектура має значно меншу кількість внутрішніх параметрів [6].

### **РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ**

В ході аналізу існуючих робіт було виявлено такі проблеми з R-CNN: навчання даних є громіздким і занадто довгим, навчання відбувається в кілька етапів (наприклад, навчання алгоритму пропозиції навчальної області та навчання класифікатора), мережа надто повільна під час продакшену (тобто під час роботи з ненавчальними даними).

Архітектура SSD має набагато кращу точність, навіть з меншим розміром вхідного зображення. Для входу  $300 \times 300$  SSD досягає 72,1% mAP у тесті VOC2007 при 58 кадрах в секунду на Nvidia Titan X, а для входу  $500 \times 500$  SSD досягає 75,1% mAP, перевершуючи альтернативну сучасну модель Faster R-CNN. Але достовірність результатів залишається на порівняно низькому рівні для використання цієї мережі у складі систем автоматизованого контролю металевих поверхонь.

Базова модель YOLO обробляє зображення в режимі реального часу зі швидкістю 45 кадрів в секунду. Менша версія мережі, Fast YOLO, обробляє вже 155 кадрів в секунду, в той же час досягаючи більшої mAP, ніж інші детектори реального часу. У порівнянні з найсучаснішими системами виявлення, YOLO робить більше помилок локалізації, але набагато менше шансів передбачити помилкові виявлення там, де нічого не існує. Нарешті, YOLO вивчає дуже загальні уявлення об'єктів. Ця мережа перевершує всі інші методи виявлення, включаючи R-CNN, з великим відривом за якістю узагальнення.

Оглянувши сімейство детекторів під назвою EfficientDet послідовно досягає більшої точності та ефективності, ніж попередні типи нейронних мереж, при цьому враховуючи обмеження за обчислювальними ресурсами. Зокрема, EfficientDet-D7 досягає високої точності з меншою кількістю параметрів та FLOPS, ніж будь-який з інших існуючих детекторів. EfficientDet також має більш високу швидкодію, ніж інші розглянуті мережі.

### **ВИСНОВКИ**

У цій статті проаналізовано різні архітектури нейронних мереж для детектування об'єктів на зображеннях. Такі мережі можуть бути використані для автоматизованого виявлення та класифікації поверхневих дефектів металевих

виробів. Це призведе до покращення швидкості та достовірності контролю.

Нейромережа R-CNN мережа надто повільна під час роботи з ненавчальними даними. SSD та YOLO мають результати кращі, ніж у R-CNN, але найбільш оптимальним варіантом є EfficientDet. Ця мережа має більш оптимізовану архітектуру та використовує складний, але швидкодіючий метод масштабування.

Подальші роботи будуть проводитися в наступних аспектах. Через низьку ймовірність появи дефектних зразків у промисловому виробництві важко зібрати достатню кількість дефектних зображень. Більше того, точне маркування дефектних зображень вимагає великих зусиль і є комерційно дорогим, що перешкоджає широкому застосуванню згорткових мереж у промислових галузях. У майбутньому буде досліджуватись ефективна стратегія навчання, щоб використовувати менше розмічених дефектних зображень для завершення навчального процесу.

### **СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ**

- [1] Kim S. Transfer learning for automated optical inspection. In Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks / S. Kim, W. Kim, Y. K. Noh, F. C. Park. // Anchorage. – 2017. – pp. 14–19.
- [2] Tao X. Automatic Metallic Surface Defect Detection and Recognition with Convolutional Neural Networks / [X. Tao, D. Zhang, W. Ma et.al.]. // Applied sciences. – 2018. – №8. – С. 1575.
- [3] Xu Y. Metal Surface Defect Detection Using Modified YOLO / Y. Xu, K. Zhang, L. Wang. // Algorithms. – 2021. – №14. – С. 257.
- [4] Lin C. Cascading Convolutional Neural Network for Steel Surface Defect Detection / [C. Lin, C. Chen, C. Yang та ін.]. // Springer Nature Switzerland AG. – 2020. – С. 202–212.
- [5] Zhou T. EDDs: A series of Efficient Defect Detectors for fabric quality inspection / [T. Zhou, J. Zhang, H. Su et.al.]. // Measurement. – 2021. – №172.
- [6] Momot A., Skladchykov I. The use of EfficientNet models in infrared image classification / A. Momot, I. Skladchykov // XXI Міжнародна науково-технічна конференція «Приладобудування: стан і перспективи», 17-18 травня 2022 року, КПІ ім. Ігоря Сікорського, Київ, Україна : збірник матеріалів конференції. – Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2022. – С. 204-207.

*Наук. керівник – доктор філософії, ас. Momot A.C.*