

Д. В. БОНДАР, Є. В. БАСОВА, О. О. ВОДКА

АВТОМАТИЗАЦІЯ КОНТРОЛЮ ЯКОСТІ ВЖИВАНИХ ДЕТАЛЕЙ НА ОСНОВІ 2D-ЗОБРАЖЕНЬ І НЕВІЗУАЛЬНОЇ ІНФОРМАЦІЇ: ПІДХІД ДО ПОДОВЖЕННЯ ЖИТТЄВОГО ЦИКЛУ ВИРОБУ

У статті представлено методологію автоматизації контролю якості використаних деталей після їх розбірки, зосереджуючись на визначенні їхньої придатності до повторного використання. Запропонований підхід використовує 2D-зображення деталей, доповнені невізуальною інформацією, зокрема розмірами та історією експлуатації, для точної ідентифікації зношених або пошкоджених компонентів. Методологія складається з чотирьох етапів: отримання вихідних даних, сегментації отворів, класифікації масштабу та оптимізації, а також класифікації та валідації допусків діаметра. Використання моделі Mask R-CNN з механізмом уваги (SEBlock) у поєднанні з класифікатором Random Forest дозволило досягти високої точності виявлення дефектів, зокрема невідповідностей діаметрів отворів встановленим допуском. Результати дослідження продемонстрували середню точність класифікації на рівні 79%, із максимальними показниками прецизії, повноти та F1-оцінки у певних випадках. Система показала високу ефективність, уникаючи хибнонегативних результатів та мінімізуючи кількість хибнопозитивних помилок. Запропонована методологія є економічно ефективною, оскільки усуває потребу в дорогому 3D-сканувальному обладнанні, що спрощує її інтеграцію у виробничі лінії та ремонтні станції. Інтеграція багаторівневої 3D-концепції дозволяє враховувати геометричні параметри та мікроструктурні характеристики деталей на різних рівнях, що підвищує точність аналізу. Система має певні обмеження: вона може аналізувати лише один тип деталі за раз і не здатна виявляти особливості, невидимі на 2D-зображеннях. Водночас вона відкриває перспективи для подальших досліджень, спрямованих на вдосконалення методів аналізу поверхонь і використання багатокутного стереозору. Впровадження запропонованої системи сприяє підвищенню ефективності виробничих процесів, зменшенню витрат на закупівлю нових компонентів та підтримує екологічну сталість шляхом продовження життєвого циклу деталей. Подальші дослідження будуть зосереджені на адаптації методології для різних типів деталей і впровадженні підходів багатокутного стереозору для підвищення точності та надійності контролю якості.

Ключові слова: автоматизація контролю якості, повторне використання деталей, комп'ютерний зір, mask r-cnn, класифікатор, random forest, багаторівнева 3d-концепція, виявлення дефектів, машинне навчання, алгоритм, життєвий цикл.

D. BONDAR, Ye. BASOVA, O. VODKA

AUTOMATION OF QUALITY CONTROL FOR USED PARTS BASED ON 2D IMAGES AND NON-VISUAL INFORMATION: AN APPROACH TO EXTENDING THE PRODUCT LIFE CYCLE

This paper presents a methodology for automating the quality control of used parts after disassembly, focusing on determining their reusability. The proposed approach uses 2D images of the parts, supplemented with non-visual information, in particular dimensions and service history, to identify worn or damaged components accurately. The methodology consists of four steps: raw data acquisition, hole segmentation, scale classification and optimization, and diameter tolerance classification and validation. Using the Mask R-CNN model with an attention mechanism (SEBlock) in combination with the Random Forest classifier achieved high accuracy in detecting defects, particularly hole diameter mismatches with established tolerances. The study's results demonstrated an average classification accuracy of 79%, with maximum precisions, completeness, and F1 estimation in some instances. The system showed high efficiency, avoiding false negatives and minimizing false positives. The proposed methodology is cost-effective as it eliminates the need for expensive 3D scanning equipment, making it easy to integrate into production lines and repair stations. Integrating a multi-level 3D concept allows the geometric parameters and microstructural characteristics of parts to be considered at different levels, increasing the analysis's accuracy. The system has limitations: it can only analyze one part type at a time and cannot detect features not visible in 2D images. At the same time, it opens perspectives for further research to improve surface analysis methods and the use of multi-angle stereo vision. Implementing the proposed system contributes to more efficient manufacturing processes, reduces the cost of purchasing new components, and supports environmental sustainability by extending the life cycle of parts. Further research will focus on adapting the methodology for different part types and implementing polygonal stereo-vision approaches to improve the accuracy and reliability of quality control.

Keywords: quality control automation, reusable parts, computer vision, mask r-cnn, random forest, classifier, multi-level 3d concept, defect detection, machine learning, algorithm, life cycle.

Вступ. Зі зростанням екологічної свідомості та необхідністю оптимізації ресурсів повторне використання деталей після розбірки агрегатів набуває дедалі більшої актуальності у виробничій галузі. Під час ремонтів або технічного обслуговування виникає потреба у швидкому та точному визначенні придатності деталей для повторного використання. Інтеграція штучного інтелекту (ШІ) та машинного навчання (МН), зокрема через комп'ютерний зір (КЗ), відкриває нові можливості для побудови автоматизованих алгоритмів аналізу для контролю якості деталей після розбірки.

У статті висвітлено ключову роль КЗ в автоматизації оцінки стану деталей на основі 2D-зображень, доповнених невізуальною інформацією, як-от розміри або історія експлуатації. Такий підхід дозволяє ідентифікувати зношені чи пошкоджені компоненти, оцінювати відповідність деталей

встановленим допуском і ухвалювати рішення щодо їх придатності для повторного використання. Це є критично важливим у конвеєрних системах, де швидкість і точність оцінки визначають ефективність ремонтних робіт.

Традиційні методи оцінки стану деталей здебільшого покладаються на візуальний огляд та досвід працівників, що створює ризик суб'єктивності та помилок. Інтеграція багаторівневої 3D-концепції дозволяє створити комплексну систему аналізу, яка охоплює такі параметри, як шорсткість, твердість і фізико-механічні властивості компонентів на нано-, мікро-, мезо- та макrorівнях. Використання 3D-технологій, хоча й потребує значних ресурсів, забезпечує значно точніший аналіз стану деталей, доповнюючи методи, засновані на 2D-зображеннях.

Дослідження зосереджено на розробці алгоритмів контролю якості, здатних працювати в умовах

високого рівня зносу деталей та їхньої варіативності після тривалої експлуатації. Застосовуючи метрики комп'ютерного зору, як-от перетин над об'єднанням (IoU) та коефіцієнт Дайса, оцінюється ефективність і точність класифікації деталей. Багаторівнева 3D-концепція дозволяє враховувати як геометричні параметри, так і фізико-механічні характеристики компонентів, що є критично важливим для ухвалення рішень про їх повторне використання. Особливу увагу приділено мінімізації часу обробки, що робить цю методологію придатною для роботи в реальному часі, зокрема у виробничих лініях та ремонтних станціях.

Ця робота спрямована на розвиток моделей та алгоритмів для автоматизованого контролю якості у процесах повторного використання деталей, пропонуючи практичні рішення для малих і середніх підприємств машинобудування. Впровадження таких інформаційних технологій здатне значно знизити витрати на закупівлю нових компонентів, підвищити ефективність виробництва та підтримати екологічну сталість за рахунок продовження життєвого циклу деталей.

У підсумку, дослідження демонструє, як інтеграція ШІ, КЗ і багаторівневої 3D-концепції може трансформувати процеси оцінки стану деталей після розбірки. Це забезпечує швидкі, точні та економічно вигідні рішення для визначення придатності компонентів до повторного використання, відкриваючи нові можливості для підвищення конкурентоспроможності та інноваційного розвитку виробничих підприємств.

Огляд літератури. У сучасних промислових застосуваннях алгоритми глибокого навчання стали ключовим інструментом для виявлення поверхневих дефектів, що підтверджується низкою досліджень. Ameri та ін. (2024) [1] провели систематичний огляд підходів глибокого навчання, таких як CNN, GAN та пірамідальні мережі, підкреслюючи їх ефективність у детекції дефектів на промислових поверхнях. Cai та ін. (2024) [2] запропонували легку повністю конволюційну нейронну мережу для автоматичної ідентифікації, локалізації та вимірювання зварних швів і дефектів, що покращує точність контролю якості в складних виробничих умовах. Kang та ін. (2024) [3] представили метод BTNet, який підвищує точність виявлення дефектів шляхом розкладання ненадійних завдань та використання допоміжних задач під керівництвом меж дефектів. У дослідженні Kang та ін. (2022) [4] розробили AFRNet, адаптивну мережу реконструкції ознак, яка використовує як зразки з дефектами, так і без них для покращення сегментації дефектів на друкованих платах. Ці дослідження демонструють, що інтеграція методів глибокого навчання дозволяє досягти високої точності та ефективності у виявленні дефектів, зменшуючи залежність від ручного контролю та підвищуючи автоматизацію виробничих процесів. Однак вони також підкреслюють виклики, пов'язані з потребою в великих обсягах даних та обробкою неточних анотацій,

що вимагає подальших досліджень для оптимізації моделей і їх адаптації до різних промислових сценаріїв.

У промислових застосуваннях важливо мати методи виявлення дефектів, які працюють у реальному часі та забезпечують високу ефективність. Liu та ін. (2024) [5] розробили без'якорний детектор дефектів з глобальним і локальним підсиленням ознак, який ефективно вирішує проблеми складного фону, малих розмірів дефектів та їх нерегулярних форм, досягаючи високої точності при швидкості 46,1 кадрів за секунду. Zhang та ін. (2024) [6] представили TG-Net, систему для автоматичного виявлення дефектів на високороздільних зображеннях твердосплавних пластин, яка використовує шаблонні зображення для керування процесом виявлення, забезпечуючи баланс між точністю та ефективністю у виробничих умовах. Wei та ін. (2022) [7] запропонували MDGAN, метод генерації дефектних зображень з масками, який вирішує проблеми втрати фонові інформації та нестачі точних анотацій, дозволяючи генерувати високоякісні дефектні зразки та досягати нульового навчання у виявленні дефектів. Ці дослідження демонструють значний прогрес у створенні швидких та ефективних методів виявлення дефектів, які є критичними для застосувань у реальному часі. Вони підкреслюють важливість інноваційних архітектур нейронних мереж та використання генеративних моделей для покращення систем контролю якості. Загалом, впровадження таких методів сприяє підвищенню продуктивності та якості виробництва шляхом своєчасного виявлення дефектів та зниження витрат.

Моніторинг процесів та контроль якості є ключовими для забезпечення стабільності та підвищення ефективності. Asadi та ін. (2024) [8] представили новий підхід до внутрішнього моніторингу процесу лазерної дротяної прямої енергетичної депозиції, використовуючи глибокі нейронні мережі для сегментації та аналізу зон плавлення, що сприяє покращенню стабільності процесу та якості кінцевих виробів. Levishev та ін. [9] запропонували віртуальний сенсор для оптимізації якості та продуктивності в лазерному полумєновому різанні, який поєднує теплову модель та інфрачервоні термографічні вимірювання для оцінки температури пластин і коригування параметрів різання в режимі реального часу. Plankovsky та ін. (2020) [10] розробили математичну модель та ефективний алгоритм оптимізації для різання неправильних об'єктів з прямокутного металевого листа, враховуючи технологічні обмеження та покращуючи використання матеріалів. Ці дослідження підкреслюють важливість застосування штучного інтелекту та оптимізаційних методів у моніторингу процесів та контролі якості, що дозволяє підвищити продуктивність та якість продукції в різних галузях промисловості.

Через обмеженості даних для тренування моделей глибокого навчання, використання синтетичних даних та методів розширення датасету набуває все більшої важливості. Wang та ін. (2023) запропонували

методологію створення синтетичних датасетів для сегментації арматури з використанням Mask R-CNN, що дозволяє автоматизувати процес анотування та покращити продуктивність моделей без значних витрат часу та ресурсів [11]. Їх дослідження показало, що поєднання реальних та синтетичних даних підвищує точність передбачень, що свідчить про ефективність синтетичних даних у доповненні реальних. Bondar та ін. (2024) показали перспективи поєднання візуальної та не візуальної інформації для аналізу процесів з високою кількістю помилок [12]. Nan та ін. (2022) застосували методи розширення даних та покращені функції втрат у моделі Mask R-CNN для точного вимірювання морфологічних характеристик риб, демонструючи, як подібні підходи можуть бути ефективними в інших галузях [13]. Вони використовували різноманітні перетворення зображень для симуляції реалістичних сцен та підвищення стійкості моделі до варіацій у даних. Ці дослідження підкреслюють важливість синтетичних даних та методів розширення датасету у підвищенні точності та надійності моделей глибокого навчання в умовах обмежених реальних даних. Використання таких підходів сприяє вирішенню проблеми нестачі даних та дозволяє розширити застосування моделей у різних промислових та наукових сферах.

У сфері ефективних архітектур нейронних мереж та їх різноманітних застосувань спостерігається значний прогрес завдяки впровадженню інноваційних методів. Kim та ін. (2023) [14] розробили автоматизований процес оцінки якості винограду сорту Shine Muscat, використовуючи методи сегментації об'єктів на основі Mask R-CNN. Вони досягли високої точності виявлення ягід винограду, що демонструє потенціал цих методів у сільськогосподарських застосуваннях. López-Acevedo та ін. (2024) [15] застосували комп'ютерний зір та штучний інтелект для автоматичного виявлення кар'єрів з видобутку агрегатів з супутникових зображень, що сприяє сталому управлінню ресурсами та плануванню земельних ресурсів. Це підкреслює важливість технологій комп'ютерного зору в екологічному моніторингу та управлінні. Крім того, Sun та ін. (2023) [16] представили RRR-Net, метод перевикористання, редукції та переробки глибоких нейронних мереж, який дозволяє зменшити розмір моделей та час їх інференції без значної втрати продуктивності. Вони успішно зменшили ResNet152, зберігаючи високу точність на задачах класифікації зображень. Ці дослідження демонструють, що ефективні архітектури нейронних мереж можуть бути адаптовані для різних галузей, від сільського господарства до екологічного моніторингу, забезпечуючи при цьому високу продуктивність та економію ресурсів. Загалом, інтеграція оптимізованих нейронних мереж сприяє підвищенню ефективності та точності в різних прикладних сферах.

Для прогнозування властивостей матеріалів та аналізу структурних елементів значний інтерес викликає застосування глибоких нейронних мереж та

математичних моделей. Kharrazi та ін. (2024) розробили три оптимальні двовимірні конволюційні нейронні мережі (CNN) для прогнозування залишкової міцності бетону на стиск після високотемпературного впливу [17]. Їхні моделі демонструють високу точність, підкреслюючи критичну роль температурного режиму, особливо пікової температури, у впливі на залишкову міцність бетону. Це дозволяє швидко та економічно оцінювати стан пошкодженого вогнем бетону без потреби в трудомістких експериментальних тестах. Шаповалова та Водка (2021) представили дворівневі математичні моделі для визначення напруженого стану та ресурсу пластини з отвором, враховуючи внутрішню мікроструктуру матеріалу [18]. Їхній підхід дозволяє оцінювати механічні властивості матеріалу на основі аналізу його мікроструктури, що підвищує точність прогнозів і виявляє критичні зони можливих пошкоджень. Обидва дослідження підкреслюють важливість інтеграції сучасних методів моделювання та аналізу для покращення надійності та довговічності конструкцій, сприяючи розвитку більш ефективних систем контролю якості та прогнозування ресурсів матеріалів.

Методологія. Методологія являє собою комплексне програмне забезпечення з чотирьохетапним процесом для виявлення отворів і класифікації їх на основі встановлених допусків. Перевірка допусків отворів є критично важливою через зміну їхніх розмірів унаслідок зношування під механічним навантаженням, теплової деформації, корозії, пошкоджень під час монтажу чи демонтажу, а також акумулювання напружень, що впливає на функціональність і придатність деталей до повторного використання.

Інтеграція багаторівневої 3D-концепції додає новий рівень деталізації до процесу перевірки допусків, дозволяючи враховувати зміни в параметрах на нано-, мікро-, мезо- та макрорівнях. Цей підхід дозволяє не тільки виявляти фізичні деформації отворів, але й аналізувати інші фактори, такі як шорсткість поверхонь або локальні відхилення від заданих характеристик.

Перший етап - етап отримання вихідних даних - включає алгоритм отримання високоякісних зображень деталей після розбірки та метаданих про них (розміри, історія експлуатації). Використовуючи камеру високої роздільної здатності (до 20 Мп), отримуються зображення деталей, зокрема отворів, для подальшого аналізу. Забезпечується масштабування навіть найменших деталей для підтримання однорідності якості вхідних даних. Приклад синтетично згенерованого зображення деталей наведено на рис. 1.

Тут датасет складається з синтетичних зображень та метаданих, згенерованих для 1000 деталей за допомогою фреймворку CadQuery2, анотуваних для розташування отворів за допомогою VGG Image Annotator. Цей метод забезпечує узгоджену якість вхідних даних шляхом центрування та масштабування

деталей в межах кадру зображення, що є основою для подальшого алгоритмічного аналізу.

Рисунок 2 ілюструє фотографію монтажної пластини з різними конфігураціями отворів, що є прикладом типів компонентів, які були синтетично згенеровані в цьому дослідженні. Розробка та впровадження системи здійснюється на платформі PyTorch та PyTorch Lightning, що забезпечує надійність та ефективність розгортання моделей глибокого навчання.



Рис. 1 - Приклад оригінального зображення



Рис. 2 - Приклад реальної пластини з отворами

Продуктивність в першу чергу оцінюється за часом обробки, з вторинними метриками, включаючи перетин над об'єднанням (IoU) для точності обмежувальних рамок та коефіцієнт Дайса для якості сегментації. Це забезпечує ефективність системи в реальних умовах оцінки придатності деталей після розбірки.

Другий етап - сегментація отворів. Для виявлення отворів використовується алгоритм Mask R-CNN з основою ResNet50 FPN v2, покращена за допомогою SEBlock (Squeeze-and-Excitation Block). Введення механізмів уваги дозволяє системі зосереджуватися на релевантних ознаках. На мезорівні аналізуються локальні дефекти, такі як нерівності країв або мікротріщини, критичні для точного функціонування деталей.

Формально, IoU (Intersection over Union) застосовується для оцінки якості сегментації (1):

$$I_oU = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}, \quad (1)$$

де A - прогнозована область, B - реальна анотація знайденого отвору

Третій етап - класифікація масштабу та оптимізація. Для класифікації масштабу використовується модель на основі алгоритму Random Forest зі 100 деревами та критерієм Джині. Визначення відповідного масштабу дозволяє уточнювати прогнози. На мікрорівні аналізуються дані про шорсткість поверхонь, що впливає на відповідність допускам.

Дивіться послідовну діаграму наступних кроків на рис. 3.



Рис. 3 - Діаграма послідовності чотирьохетапної інформаційної системи.

Масштабування діаметра відбувається за формулою:

$$D_{\text{факт}} = \frac{D_{\text{мас}}}{S}, \quad (2)$$

де $D_{\text{мас}}$ — масштабований діаметр, S — коефіцієнт масштабу.

Кореляція положення центру отвору може бути записана так (3)

$$C' = C \cdot S, \quad (3)$$

де C - координати центру отвору у вихідній системі, C' - скориговані координати, S — коефіцієнт масштабу.

Четвертий етап - класифікація та валідація допусків діаметра. На останньому етапі класифікація визначає відповідність виявлених отворів

встановленим допуском. Застосовуються метрики, такі як точність, прецизія, повнота, F1-оцінка та коефіцієнт кореляції Метьюса (MCC) для оцінки результатів. Класифікатор Random Forest дозволяє надійно визначити придатність деталей для повторного використання.

Ця методологія є особливо актуальною для процесів, пов'язаних з оцінкою стану деталей після експлуатації, де важливо швидко та точно визначити, чи відповідають отвори та інші характеристики деталей встановленим допуском для повторного використання. Вона покращує загальну точність прогнозування та час обробки, дозволяючи здійснювати виявлення дефектів майже в реальному часі, що є критичним для конвеєрних систем під час розбірки або ремонтних робіт.

Результати роботи. Проведене дослідження підтвердило ефективність запропонованої інформаційної системи для виявлення дефектів деталей після їх розбірки та оцінки придатності до повторного використання. Алгоритм комп'ютерного зору, що базується на основі Mask R-CNN, доповнений модулем уваги (SEBlock), у поєднанні з класифікатором за алгоритмом Random Forest, продемонстрував високу точність у визначенні дефектів отворів та перевірці їх відповідності заданим допускам.

Інтеграція багаторівневої 3D-концепції дозволила суттєво підвищити рівень деталізації аналізу. На макро- та мезорівнях система забезпечує виявлення геометричних деформацій, у той час як на мікро- та нанорівнях аналізуються шорсткість поверхні, локальні пошкодження та інші критичні параметри, що впливають на довговічність деталей.

Система машинного навчання, що поєднує алгоритми Mask R-CNN та Random Forest, досягла середньої точності класифікації на рівні 79%, при цьому в окремих випадках досягала максимальної прецизії, повноти та F1-оцінки (100%). Однак, мінімальні відхилення були виявлені на нижчих масштабах. Зокрема, масштаби від 1 до 10 демонстрували здатність моделі адаптуватися до деталей різних розмірів, що відображає гнучкість алгоритму. У процесі тестування:

- хибнонегативні результати: повністю відсутні для усіх прикладів
- хибнопозитивні помилки: не перевищували 2% від загальної кількості

Це свідчить про високу ефективність системи, зокрема в уникненні критичних помилок для задач повторного використання деталей.

Оцінка точності вимірювань показала такі результати:

- середньоквадратична помилка (MSE) діаметра: становила 0,81 мм, що є прийнятним для практичного застосування.
- Середні абсолютні помилки координат: 0,22 мм (X) та 0,16 мм (Y), що забезпечує точне визначення положення отворів.

На мезорівні додатково враховуються параметри симетрії та концентричності отворів, що підвищує точність прогнозів для складних форм. Варто зазначити, що похибки для координат та діаметра були трохи вищими на рівні зображень у порівнянні з рівнем деталей, але використання Random Forest покращило загальну точність.

Візуалізація результатів представлена на рисунку під номером 4. Червоні рамки позначають отвори, які не відповідають заданим допускам, тоді як зелені рамки ідентифікують придатні отвори. Інтеграція 3D-інформації у візуалізацію дозволяє додатково відобразити такі параметри, як шорсткість та глибина отворів, створюючи більш повну картину для оцінки. Такий підхід не лише підвищує якість аналізу, але й спрощує інтерпретацію результатів та прийняття рішень.

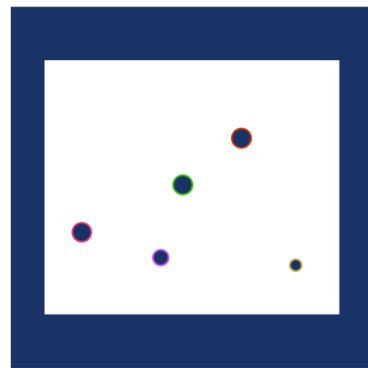


Рис. 4 - Візуалізація знайдених дефектів

Висновки. Дослідження є вагомим кроком уперед у напрямі автоматизації контролю якості деталей після розбірки для оцінки їх придатності до повторного використання. Запропонована методологія базується на алгоритмі, який використовує 2D-зображення, доповнені невізуальною інформацією. Алгоритм успішно інтегрує виявлення отворів і пов'язаних із ними дефектів, що виникають у процесі експлуатації деталей. Результати показали, що використання спрощених 2D-представлень разом із технологіями масштабування та механізмами уваги (наприклад, Mask R-CNN) у поєднанні з класифікатором Random Forest дозволяє досягати високої точності виявлення дефектів, зокрема невідповідностей діаметрів отворів встановленим допускам.

За допомогою метрик просторової близькості та різниці діаметрів система досягла високих показників точності, включаючи F1-оцінку 1, що свідчить про її збалансовану й ефективну здатність до виявлення. Інтеграція модуля AttentionMaskPredictor, який зосереджується на релевантних ознаках через механізм каналової уваги, додатково підвищила точність виявлення дефектів.

Контроль допусків отворів є критично важливим, оскільки їх розміри можуть змінюватися під впливом різних чинників: зношування через механічне

навантаження, теплової деформації, корозії, пошкоджень під час монтажу та демонтажу, а також накопичення напружень. Ці зміни безпосередньо впливають на функціональність деталей і їх придатність до повторного використання.

Новизна підходу полягає в економічно ефективному вирішенні завдань контролю якості деталей. Використовуючи лише 2D-зображення та базові налаштування камери, система усуває потребу в дорогому 3D-сканувальному обладнанні, спрощуючи її інтеграцію у виробничі лінії чи ремонтні станції.

Попри адаптивність системи, існують певні обмеження. Зокрема, алгоритм не здатен виявляти особливості, невидимі на 2D-зображеннях зверху, наприклад глибину отворів або бічні дефекти. Водночас це відкриває перспективи для подальших досліджень, спрямованих на вдосконалення методів аналізу поверхонь металів та інших матеріалів. Особливий інтерес становить дослідження лазерного опромінення, яке дозволяє створювати 2D- і 3D-структури на поверхнях за допомогою різних стратегій обробки.

Впровадження багаторівневої 3D-концепції сприяє розвитку інформаційних технологій багатокутного стереозору, що враховують як геометричні параметри деталей, так і їхні мікроструктурні характеристики. Це відкриває можливості вдосконалення методів аналізу завдяки синтезу 3D-даних із різних джерел.

Подальші дослідження будуть спрямовані на порівняльний аналіз із існуючими методологіями та вивчення підходів багатокутного стереозору. Такий підхід дозволить виявляти ширший спектр дефектів, збільшуючи точність і надійність контролю якості деталей для повторного використання. Наразі система аналізує лише один тип деталі за раз, зосереджуючись на повністю прорізаних отворах.

Адаптація до різних процесів розбірки й аналізу деталей залишається складним завданням, яке потребує створення нових наборів даних для кожного типу деталей. Проте запропонований алгоритм є гнучким і масштабованим рішенням, здатним адаптуватися до різних потреб у контролі якості. Майбутні дослідження також розглянуть використання підходів багатокутного стереозору, хоча їх впровадження може підвищити вимоги до обчислювальних ресурсів.

Список літератури

1. Ameri R., Hsu C.-C., Band S. S. A systematic review of deep learning approaches for surface defect detection in industrial applications. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. Вип. 130, 2024. DOI:10.1016/j.engappai.2023.107717.
2. Cai W., Shu L., Geng S. та ін. Weld beads and defects automatic identification, localization, and size calculation based on a lightweight fully convolutional neural network. *Optics and Laser Technology*. Вип. 170, 2024. DOI:10.1016/j.optlastec.2023.110266.
3. Kang D., Lai J., Han Y. Accurate detection of surface defects by decomposing unreliable tasks under boundary guidance. *Expert Systems with Applications*. Вип. 244, 2024. DOI:10.1016/j.eswa.2023.122977.
4. Kang D., Lai J., Zhu J. та ін. An adaptive feature reconstruction network for the precise segmentation of surface defects on printed

5. circuit boards. *Journal of Intelligent Manufacturing*. Вип. 34, № 7. С. 3197–3214. DOI:10.1007/s10845-022-02008-w.
6. Liu Q., Liu M., Jonathan Q. M. та ін. A real-time anchor-free defect detector with global and local feature enhancement for surface defect detection. *Expert Systems with Applications*. Вип. 246, 2024. DOI:10.1016/j.eswa.2024.123199.
7. Zhang W., Hu Y., Shan H. та ін. An online automatic carbide insert high-resolution surface defect detection system based on template-guided model. *Expert Systems with Applications*. Вип. 238, 2024. DOI:10.1016/j.eswa.2023.122089.
8. Wei J., Zhang Z., Shen F. та ін. Mask-Guided Generation Method for Industrial Defect Images with Non-uniform Structures. *Machines*. Вип. 10, № 12. DOI:10.3390/machines10121239.
9. Asadi R., Queguineur A., Wiikinkoski O. та ін. Process monitoring by deep neural networks in directed energy deposition: CNN-based detection, segmentation, and statistical analysis of melt pools. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*. Вип. 87, 2024. DOI:10.1016/j.rcim.2023.102710.
10. Levicev N., Tomás García A., Dewil R. та ін. A virtual sensing approach for quality and productivity optimization in laser flame cutting. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. Вип. 121, № 9–10. С. 6799–6810. DOI:10.1007/s00170-022-09750-8.
11. Plankovskyy S., Tsegelnyk Y., Shypul O. та ін. Cutting Irregular Objects from the Rectangular Metal Sheet. *Integrated Computer Technologies in Mechanical Engineering*. ред. Mykola Nechyporuk, Vladimir Pavlikov, Dmitriy Kritskiy. Cham : Springer International Publishing, 2020. С. 150–157. DOI:10.1007/978-3-030-37618-5_14.
12. Wang H., Ye Z., Wang D. та ін. Synthetic Datasets for Rebar Instance Segmentation Using Mask R-CNN. *Buildings*. Вип. 13, № 3. DOI:10.3390/buildings13030585.
13. Bondar D., Basova Y., Vodka O. Analysis of the Efficiency of Quality Control Algorithms for Modified Surfaces for High-Error Processes Based on 2d Miniatures and Non-Visual Information. *International Conference on Reliable Systems Engineering (ICoRSE) - 2024*. ред. Daniela Doina Cioboată. Cham : Springer Nature Switzerland, 2024. С. 35–50. DOI:10.1007/978-3-031-70670-7_3.
14. Han B., Hu Z., Su Z. та ін. Mask_LaC R-CNN for measuring morphological features of fish. *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation*. Вип. 203, 2022. DOI:10.1016/j.measurement.2022.111859.
15. Kim E., Lee C.-H., Park S. та ін. A shine muscat grape berry detection and grape cluster compactness estimation for assessment of grape quality based on instance segmentation methods. *Journal of the ASABE*. Вип. 66, № 5. С. 1173–1185. DOI:10.13031/ja.15503.
16. López-Acevedo F. J., Herrero M. J., Escavy J. I. та ін. Identification of Aggregates Quarries via Computer Vision Analysis as a Tool for Sustainable Aggregates Management and Land Planning. *Sustainability*. Вип. 16, № 8. С. 3099. DOI:10.3390/su16083099.
17. Sun H., Guyon I., Mohr F. et al. RRR-Net: Reusing, Reducing, and Recycling a Deep Backbone Network. *2023 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)2023 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*. (Gold Coast, Australia, 18.06.2023). Gold Coast, Australia : IEEE, 2023. DOI:10.1109/IJCNN54540.2023.10191770. P. 1–9.
18. Kharrazi H., Toufigh V., Boroushaki M. General and optimal 2D convolutional neural networks to predict the residual compressive strength of concretes exposed to high temperatures. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. Вип. 131, 2024. DOI:10.1016/j.engappai.2024.107901.
19. Shapovalova M. I., Vodka O. O. Two-level mathematical models for determining the stress state and life plate with a hole. *Bulletin of the National Technical University «KhPI» Series: Dynamics and Strength of Machines*. Issue 1. P. 55–59. DOI:10.20998/2078-9130.2021.1.234843.

References (transliterated)

1. Ameri, R., et al. "A Systematic Review of Deep Learning Approaches for Surface Defect Detection in Industrial Applications." *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 130, 2024, <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.107717>. Scopus.
2. Cai, W., et al. "Weld Beads and Defects Automatic Identification, Localization, and Size Calculation Based on a Lightweight Fully Convolutional Neural Network." *Optics and Laser Technology*, vol. 170, 2024, <https://doi.org/10.1016/j.optlastec.2023.110266>. Scopus.

3. Kang, D., J. Lai, and Y. Han. "Accurate Detection of Surface Defects by Decomposing Unreliable Tasks under Boundary Guidance." *Expert Systems with Applications*, vol. 244, 2024, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.122977>. Scopus.
4. Kang, D., J. Lai, J. Zhu, et al. "An Adaptive Feature Reconstruction Network for the Precise Segmentation of Surface Defects on Printed Circuit Boards." *Journal of Intelligent Manufacturing*, vol. 34, no. 7, 2023, pp. 3197–214, <https://doi.org/10.1007/s10845-022-02008-w>. Scopus.
5. Liu, Q., et al. "A Real-Time Anchor-Free Defect Detector with Global and Local Feature Enhancement for Surface Defect Detection." *Expert Systems with Applications*, vol. 246, 2024, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.123199>. Scopus.
6. Zhang, W., et al. "An Online Automatic Carbide Insert High-Resolution Surface Defect Detection System Based on Template-Guided Model." *Expert Systems with Applications*, vol. 238, 2024, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.122089>. Scopus.
7. Wei, J., et al. "Mask-Guided Generation Method for Industrial Defect Images with Non-Uniform Structures." *Machines*, vol. 10, no. 12, 2022, <https://doi.org/10.3390/machines10121239>. Scopus.
8. Asadi, R., et al. "Process Monitoring by Deep Neural Networks in Directed Energy Deposition: CNN-Based Detection, Segmentation, and Statistical Analysis of Melt Pools." *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, vol. 87, 2024, <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2023.102710>. Scopus.
9. Levichev, Nikita, et al. "A Virtual Sensing Approach for Quality and Productivity Optimization in Laser Flame Cutting." *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 121, no. 9–10, Aug. 2022, pp. 6799–810. DOI.org (Crossref), <https://doi.org/10.1007/s00170-022-09750-8>.
10. Plankovskyy, Sergiy, et al. "Cutting Irregular Objects from the Rectangular Metal Sheet." *Integrated Computer Technologies in Mechanical Engineering*, edited by Mykola Nechyporuk et al., vol. 1113, Springer International Publishing, 2020, pp. 150–57. DOI.org (Crossref), https://doi.org/10.1007/978-3-030-37618-5_14.
11. Wang, H., et al. "Synthetic Datasets for Rebar Instance Segmentation Using Mask R-CNN." *Buildings*, vol. 13, no. 3, 2023, <https://doi.org/10.3390/buildings13030585>. Scopus.
12. Bondar, Dmytro, et al. «Analysis of the Efficiency of Quality Control Algorithms for Modified Surfaces for High-Error Processes Based on 2d Miniatures and Non-Visual Information». International Conference on Reliable Systems Engineering (ICoRSE) - 2024, edited by Daniela Doina Ciobață, вип. 1129, Springer Nature Switzerland, 2024, с. 35–50. DOI.org (Crossref), https://doi.org/10.1007/978-3-031-70670-7_3.
13. Han, B., et al. "Mask LaC R-CNN for Measuring Morphological Features of Fish." *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation*, vol. 203, 2022, <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2022.111859>. Scopus.
14. Kim, E., et al. "A SHINE MUSCAT GRAPE BERRY DETECTION AND GRAPE CLUSTER COMPACTNESS ESTIMATION FOR ASSESSMENT OF GRAPE QUALITY BASED ON INSTANCE SEGMENTATION METHODS." *Journal of the ASABE*, vol. 66, no. 5, 2023, pp. 1173–85, <https://doi.org/10.13031/ja.15503>. Scopus.
15. López-Acevedo, Francisco J., et al. "Identification of Aggregates Quarries via Computer Vision Analysis as a Tool for Sustainable Aggregates Management and Land Planning." *Sustainability*, vol. 16, no. 8, Apr. 2024, p. 3099. DOI.org (Crossref), <https://doi.org/10.3390/su16083099>.
16. Sun, Haozhe, et al. "RRR-Net: Reusing, Reducing, and Recycling a Deep Backbone Network." 2023 *International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, IEEE, 2023, pp. 1–9. DOI.org (Crossref), <https://doi.org/10.1109/IJCNN54540.2023.10191770>.
17. Kharrazi, H., et al. "General and Optimal 2D Convolutional Neural Networks to Predict the Residual Compressive Strength of Concretes Exposed to High Temperatures." *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 131, 2024, <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2024.107901>. Scopus.
18. Shapovalova, Mariya Ihorivna, and Oleksii Oleksandrovich Vodka. "Two-Level Mathematical Models for Determining the Stress State and Life Plate with a Hole." *Bulletin of the National Technical University «KhPI» Series: Dynamics and Strength of Machines*, no. 1, 1, Dec. 2021, pp. 55–59. DOI.org (Crossref), <https://doi.org/10.20998/2078-9130.2021.1.234843>.

Надійшла (received) 28.11.2024

Відомості про авторів / About the Authors

Бондар Дмитро Вікторович (Bondar Dmytro) – аспірант кафедри Математичного моделювання та інтелектуальних обчислень в інженерії, Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут»; тел.: (068) 2057601--; e-mail: Dmytro.Bondar@infiz.khpi.edu.ua. ORCID: 0009-0003-0548-2467

Басова Євгенія Володимирівна (Basova Yevheniia) – кандидат технічних наук, доцент, Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», доцент кафедри Технології машинобудування та металорізальних верстатів; тел.: (050) 6478035--; e-mail: Yevheniia.Basova@khpi.edu.ua. ORCID: 0000-0002-8549-4788---

Водка Олексій Олександрович (Vodka Oleksii) – кандидат технічних наук, доцент, Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», завідувач кафедри Математичного моделювання та інтелектуальних обчислень в інженерії; тел.: (057) 707-68-79; e-mail: oleksii.vodka@gmail.com; ORCID: 0000-0002-4462-9869