

УДК 681.5

DOI <https://doi.org/10.32782/2663-5941/2024.5.1/40>**Сельоткін В.О.**Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»**Волощук В.А.**Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

АВТОМАТИЗОВАНІ СИСТЕМИ ОПТИЧНОЇ ПЕРЕВІРКИ ДРУКОВАНИХ ПЛАТ. ОГЛЯД ТЕХНОЛОГІЙ

Друковані плати є основними компонентами сучасної електроніки, забезпечуючи компактність, надійність і високу продуктивність електронних схем. Їх точне виробництво мінімізує ризик ослаблення з'єднань і короткого замикання, що особливо важливо в медичних та аерокосмічних галузях.

Контроль якості у виробництві друкованих плат має важливе значення для забезпечення функціональності, надійності та довговічності електронних пристроїв. Враховуючи складність і точність, необхідні для сучасних електронних схем, суворі заходи контролю якості необхідні на кожному етапі виробництва друкованих плат. Значення контролю якості в цьому контексті підкреслюється кількома критичними факторами. Процеси контролю якості життєво важливі для перевірки функціональної цілісності друкованих плат. Дефекти, такі як замикання, розриви або неправильне розташування компонентів, можуть призвести до несправності пристроїв. Ретельні перевірки якості допомагають виявити та усунути такі дефекти на ранніх стадіях виробничого процесу, гарантуючи, що лише повністю функціональні плати переходять до наступних етапів виробництва. Надійність є ключовим аспектом друкованих плат, особливо у сферах, де збій може мати серйозні наслідки, наприклад, у медичній чи аерокосмічній електроніці. Комплексні протоколи контролю якості, включаючи стрес-тести на вплив навколишнього середовища та перевірку надійності, є важливими для виробництва надійних друкованих плат, які можуть витримувати різні умови експлуатації.

Впровадження ефективних заходів контролю якості може значно знизити виробничі витрати за рахунок мінімізації кількості бракованих продуктів. Раннє виявлення та виправлення проблем запобігає дорогій переробці та втраті матеріалів. Інвестиції в системи контролю якості зрештою ведуть до економії коштів за рахунок зменшення кількості бракованих продуктів і підвищення загальної ефективності виробництва. Сучасні методи контролю якості включають використання автоматизованих систем оптичної перевірки, які забезпечують високу точність і швидкість виявлення дефектів завдяки використанню передових технологій машинного зору та штучного інтелекту.

У статті розглянуто методи і алгоритми, які використовуються для визначення позицій елементів, виявлення дефектів і управління системами контролю. Крім того, досліджено алгоритми контролю та управління системами, які забезпечують ефективну класифікацію дефектів. Використання машинного навчання дозволяє розпізнавати складні дефекти і адаптуватися до нових типів дефектів. Сучасні системи автоматичної оптичної перевірки друкованих плат забезпечують високу точність, швидкість та надійність, що є критично важливим для виробництва якісних електронних пристроїв. Проте, початкові налаштування та конфігурація цих систем можуть бути часозатратними, і вони потребують регулярного обслуговування та переконфігурації. Подальші дослідження і розробки у цій галузі спрямовані на підвищення ефективності та зменшення необхідності ручної конфігурації систем автоматичної оптичної перевірки є необхідними і актуальними.

Ключові слова: друковані плати, методи перевірки, дефекти, оптичний контроль, обробка зображень.

Постановка проблеми. Друковані плати є основними компонентами сучасної електроніки, забезпечуючи компактність, надійність та ефективність електронних пристроїв. В умовах зростаючої складності сучасних електронних схем, забезпечення якості та надійності друкованих плат

є критично важливим. Традиційні методи контролю, такі як ручний візуальний огляд, мають ряд обмежень, включаючи суб'єктивність та високу залежність від навичок інспекторів. Це підкреслює необхідність розвитку автоматизованих систем оптичної перевірки для покращення точності,

швидкості та ефективності контролю якості друкованих плат.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Останні дослідження та публікації зосереджені на розробці удосконалених методів автоматизованої оптичної перевірки, використанні машинного навчання та штучного інтелекту для виявлення дефектів на друкованих платах. Проте, залишаються невирішеними питання щодо підвищення гнучкості та адаптивності до різних типів друкованих плат в системах оптичного контролю якості.

Постановка завдання. Провести огляд сучасних технологій автоматизованої оптичної перевірки друкованих плат. Визначити переваги та недоліки існуючих методів контролю якості. Розглянути можливості впровадження новітніх технологій машинного навчання та штучного інтелекту для покращення точності та ефективності перевірки.

Виклад основного матеріалу. Традиційні методи перевірки друкованих плат зіграли значну роль у забезпеченні якості та надійності електронних пристроїв. Ці методи, насамперед ручний контроль і прості автоматизовані системи, були основою еволюції виробництва друкованих плат. Кожен метод має свої сильні сторони та обмеження, які вкрай важливо розуміти в контексті сучасних досягнень [1]. Ручний візуальний контроль є одним із найстаріших методів контролю якості друкованих плат. Інспектори візуально перевіряють плати на наявність дефектів, таких як проблеми з паянням, неправильне розташування компонентів та фізичні пошкодження. Цей метод залежить від навичок і досвіду інспекторів, займає багато часу та може призвести до людських помилок, особливо у великому виробництві та складних платах. Інспектори використовують стереомікроскоп або збільшувальне скло для огляду поверхні при збільшенні від 10 до 50 разів [2], [3]. Ручний візуальний контроль це трудомісткий процес, який має ряд обмежень, таких як суб'єктивність, втрома, брак концентрації та особисті упередження інспекторів. Він вимагає тривалого навчання та досвіду, що може зайняти багато часу та ресурсів, і обмежений гостротою зору інспектора [4], [5]. У сучасному виробничому середовищі зростає потреба в автоматизації контролю якості через впровадження Індустрії 4.0 та попит на високоякісні продукти [6]. Хоча ручний візуальний огляд був традиційним підходом, його обмеження стають дедалі очевиднішими.

Оптичний компаратор це традиційний інструмент для збільшення зображення друкованої плати для детального огляду. Він покращує здатність

інспектора виявляти дрібні дефекти. Компаратор використовує комбінацію оптики, освітлення та технології обробки зображень для порівняння плати з еталонним зображенням. Він може досягати роздільної здатності до 0,1 мкм та має широкий діапазон збільшень і набір методів обробки зображень [7]. Вони вимагають калібрування та налаштування для точних результатів і можуть бути чутливими до умов освітлення та пилу. Складний дизайн друкованої плати може ускладнити створення еталонного зображення. Останні досягнення в машинному навчанні та штучному інтелекті призвели до розробки вдосконалених систем оптичного порівняння, здатних навчатися на основі даних і адаптуватися до нових моделей дефектів [8]. Перехід на виробництва без дефектів вже розпочато, оскільки забезпечує вищу стабільність виробництва та кращу продуктивність порівняно з традиційними методами контролю якості [9].

Методи з використанням рентгенівського випромінювання. Рентгенівський контроль використовується для виявлення прихованих дефектів у багатошарових друкованих платах і паяних з'єднаннях під поверхневими компонентами. Цей метод забезпечує неруйнівний спосіб дослідження внутрішніх структур, виявляючи пустоти, тріщини та інші дефекти. Попри високу точність, рентгенівський контроль якості високозатратний, оскільки вимагає спеціального обладнання та навченого персоналу, що обмежує його використання [10], [11]. Переваги методу включають високу точність, неруйнівний контроль і економічну ефективність. Однак обмежена глибина проникнення, необхідність кваліфікованої інтерпретації зображень та досвіду інспектора є основними недоліками цього підходу [12]. Можливості виявлення рентгенологічного дослідження включають розриви в провідних шляхах, короткі замикання, дефекти паяного з'єднання, невідповідність компонентів, дефекти з'єднання дроту та тріщини на друкованій платі. Zhang Q та ін. запропонували комбінувати рентгенівський аналіз із методами комп'ютерного зору для покращення сегментації результатів, досягаючи точності виявлення дефектів понад 96% [109]. Рентгенівський контроль, у поєднанні з оптичним контролем, забезпечує повну оцінку якості продукту. Оптичний контроль використовує видиме світло для виявлення дефектів на поверхні виробу, але не може виявити внутрішні дефекти, такі як тріщини чи порожнечі. У виробництві оптичний контроль за допомогою рентгена є потужним інструментом для виявлення

дефектів. Оптичний контроль ефективний для виявлення поверхневих дефектів, але має обмеження при виявленні внутрішніх дефектів або прихованих структур. Рентгенівське обстеження може подолати ці обмеження, забезпечуючи точний гібридний підхід [6], [13]. Переваги гібридного підходу включають покращене виявлення дефектів, підвищену точність та зменшення часу перевірки. Цей метод дозволяє виявляти ширший діапазон дефектів і забезпечує точніше виявлення та класифікацію дефектів, зменшуючи ризик хибно-позитивних або хибно-негативних результатів. Використання обох методів одночасно скорочує час перевірки та підвищує ефективність [9].

Сучасні автоматичні методи оптичної перевірки. Системи автоматизованої оптичної перевірки використовують камери та програмне забезпечення для виявлення дефектів на друкованих платах, застосовуючи методи комп'ютерного зору та штучного інтелекту. Вони значно скорочують час перевірки та підвищують точність порівняно з ручними методами, але можуть бути дорогими та вимагати налаштування для різних конфігурацій електронних плат. Проте їх ефективність може знижуватися через недостатнє освітлення або складну структуру плати, що вимагає вдосконалення методів обробки зображень [14]. Такі галузі, як аерокосмічна та автомобільна промисловість, успішно використовують системи оптичного контролю. Виробники скоротили час виробництва на 30% та підвищили точність і ефективність процесів контролю якості [15], [16]. Еволюція виробництва друкованих плат вимагає досконаліших рішень, таких як інтеграція машинного зору та методів штучного інтелекту для покращення контролю якості [17], [18]. Експерименти показали ефективність глибокого навчання для автоматизованого оптичного контролю, з точністю виявлення жорстких та деформівних лінійних об'єктів на високому рівні, мінімізуючи ризик випуску дефектної продукції [19]. Сучасні дослідження охоплюють всі етапи забезпечення якості, від отримання сировини до процесів штампування та складання за допомогою машин для поверхневого монтажу [20]. Chen та ін., пропонують поєднувати традиційні оптичні алгоритми та алгоритми глибокого навчання в сучасних механізми оптичної інспекції. Для зменшення витрат на повторне оцінювання вручну для дефектних продуктів, пропонується механізм повторної перевірки на основі алгоритму глибокого навчання, що використовує дві моделі виявлення дефектів [17]. Автоматизовані системи перевірки друкованих

плат значно покращили контроль якості завдяки використанню технологій машинного зору, штучного інтелекту та робототехніки. Вони забезпечують високу точність і узгодженість, швидше виявляючи дефекти, що знижує рівень браку. Такі системи можуть виявляти широкий спектр дефектів, включаючи проблеми з паяними з'єднаннями, невідповідність компонентів і мікротріщини, покращуючи загальну якість і надійність продукції, зменшуючи витрати на робочу силу та залежність від кваліфікованих інспекторів [3], [21].

Недоліки сучасних автоматизованих систем. Автоматизовані системи також можуть збирати й аналізувати великі обсяги даних під час перевірки, що допомагає вдосконалювати виробничі процеси та прогнозувати потенційні проблеми. Проте, початкові витрати на впровадження цих систем можуть бути значними, що є бар'єром для малих і середніх підприємств. Системи потребують регулярного обслуговування та спеціальних знань для налаштування й усунення несправностей. Вони можуть бути чутливими до умов навколишнього середовища, таких як освітлення та температура, що впливає на точність виявлення дефектів [3], [21]. Незважаючи на переваги, автоматизовані системи не безпомилкові і можуть давати помилкові спрацьовування або помилкові негативи. Постійне калібрування та вдосконалення алгоритмів необхідні для мінімізації цих помилок. Використання методів машинного навчання разом з традиційними методами комп'ютерного зору може підвищити ефективність моделей, зменшуючи кількість необхідних даних для досягнення високої точності [22]. Також, існує потреба в кращих методах прогнозного обслуговування та дефектів [23].

Системи автоматичного оптичного контролю. Комплексна система оптичного контролю друкованих плат складається з кількох ключових компонентів, що працюють разом для точного виявлення дефектів. Основні компоненти включають, камери високої роздільної здатності, освітлення, блок обробки зображень, систему контролю руху, програмне забезпечення для керування. Система оптичного контролю друкованих плат вимагає скоординованої роботи апаратних та програмних компонентів. Камери, освітлення, обробка зображень, контроль руху, надійне керування даними та контроль навколишнього середовища забезпечують ефективну та надійну роботу системи. Останнім часом ведуться активні дослідження і розробки систем автоматичного оптичного контролю. Наприклад, у статті Bellens та ін.

представлено систему візуальної перевірки якості DarwinAI, яка забезпечує багатозадачну перевірку з мінімальним програмуванням та налаштуванням, скорочуючи час інспекції порівняно з ручною перевіркою. Інша система DVQI демонструє значне покращення продуктивності та впливу у виробництві електронних плат [24]. Система оптичної перевірки розроблена Fischer та ін., містить роботизовану платформу з різноманітними датчиками для калібрування параметрів процесу перевірки заснована на оптичних та акустичних датчиках [25]. de Oliveira та ін. запропонували систему, заснована на традиційних комп'ютерного зору і нових методах глибокого навчання, досягла середньої точності понад 90% у виявленні дефектів у лінії виробництва електронних приладів представлено на рис. 1 [26].

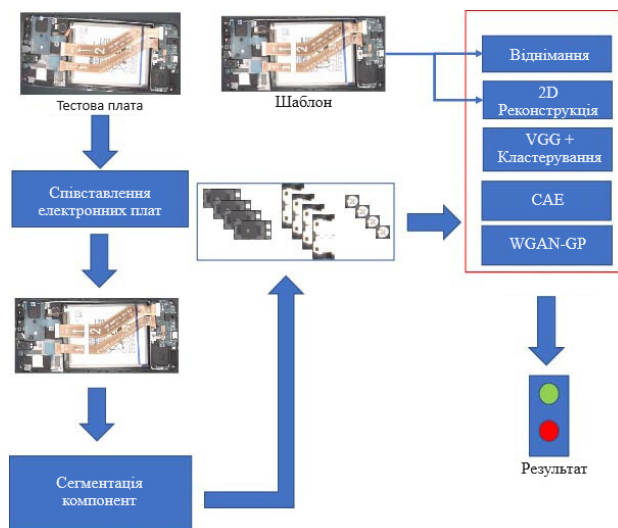


Рис. 1. Алгоритм виявлення дефектів на основі порівняння з шаблоном [26]

Активно проводяться дослідження оптичної інспекції і в інших галузях. Результати цих досліджень можуть бути використані для оптичного контролю електричних друкованих плат. У дослідженні Chen та ін. пропонується інтелектуальна система виявлення дефектів для промисловості гумових цукерок, яка може замінити ручну перевірку, скоротити час обробки та зменшити виробничі витрати, контролюючи якість продукції та ефективність виробничої лінії [27]. У статті [28] пропонується інтегрована концепція «обробка – відповідність – класифікація – діагностика», заснована на комп'ютерному зорі та глибокому навчанні, для діагностики лиття під тиском. Стаття узагальнює метод категоризації несправностей пластикових компонентів, визначає причини дефектів машин для лиття під тиском

і форм. Також розробляються системи в які інтегруються декілька камер чи інших сенсорів. Min C. та ін. представили систему відстеження за кількома камерами для завдання багатокамерної відеоаналітики, що дозволяє уникнути надлишкових задач ідентифікації, використовуючи просторово-часові асоціації об'єктів у полях огляду кількох камер [29]. Robert Massen показав, що промислово перевірку поверхонь можна покращити, відображаючи інтенсивність сірого, кольору і висоту. А використання мультисенсорної камери дозволяє створювати вектор ознак для кожного пікселя, включаючи інтенсивність, відтінок, насиченість та висоту, що значно збільшує точність систем оптичної інспекції [30].

Ключові технології систем оптичного контролю. Сучасні оптичні системи перевірки друкованих плат використовують передові технології для підвищення точності, швидкості та надійності. Камери високої роздільної здатності та алгоритми комп'ютерного зору є ключовими елементами таких систем, забезпечуючи точне виявлення дефектів [13], [31], [32]. Алгоритми машинного зору обробляють зображення для виявлення дефектів, використовуючи розпізнавання образів, виявлення країв і аналізу текстур. Алгоритми машинного навчання підвищують точність цих методів, дозволяючи їм навчатися на попередніх наборах даних [33], [34]. Технології штучного інтелекту і глибокого навчання революціонізують оптичний контроль, дозволяючи системам визначати складні шаблони й аномалії. Моделі, такі як згорткові нейронні мережі, аналізують великі набори даних зображень для виявлення тонких дефектів з високою точністю та мінімальним втручанням людини [35].

Технологія 3D зображення забезпечує тривимірне зображення друкованої плати, дозволяючи перевіряти паяні з'єднання та розміщення компонентів з більшою точністю і надійністю. Це дозволяє ефективно виявляти дефекти, пов'язані з припоєм, такі як недостатня кількість припою чи його зсув [3], [34], [36]. Метод 3D реконструкції з одного вхідного зображення був досліджений з використанням мережі U-Net, яка показала найкращі результати [37]. Гіперспектральне зображення дозволяє виявляти дефекти на основі їх спектральної сигнатури, ідентифікуючи склад матеріалу та забруднення, що не виявляються звичайними зображеннями. Це особливо корисно для виявлення домішок та окислення [38]. Лазерне адитивне виробництво використовує високошвидкісні теплові зображення для моніторингу та про-

гнозування дефектів у процесі [39]. Робототехніка та автоматизація підвищують точність та ефективність оптичних систем контролю, зменшуючи людські помилки та збільшуючи швидкість перевірки [1], [35], [40]. Інтеграція передових технологій значно розширила можливості систем оптичного контролю, забезпечуючи вищу якість і надійність електронних пристроїв. У статті [34] описано методологію розробки вбудованих оптичних вимірювальних приладів для поверхонь деталей, впроваджених у промисловому дослідженні адитивного виробництва. Reichenstein T. та ін. запропонували підхід до планування систем перевірки якості на основі машинного зору, що скорочує час і витрати на оптичну інспекцію [4]. Zhao W., та ін. показали, що перевірка друкованих плат залишається складною та постійно розвивається. Використання алгоритмів комп'ютерного зору, що підвищують пояснюваність, дозволяє зменшити кількість параметрів машинного навчання і необхідних даних для навчання моделей [22]. У статті [41] запропоновано архітектуру автоматизованого машинного навчання для інтелектуальної характеристики компонентів струменевого друку. Kiangala, K. S. та ін. запропонували модель машинного навчання для класифікації загрозливих аномалій у конвеєрних системах [42]. Розроблено схему автоматичного візуального контролю для мікро свердел у виробництві друкованих плат, що використовує стратегію машинного навчання для зниження вимог до обладнання [43]. Пропонується мультимодальна модель глибокого навчання для виявлення несправностей обладнання шляхом об'єднання даних від різних датчиків [44]. Швидкодія алгоритмів є одним з ключових елементів таких систем. Наприклад, для підвищення продуктивності обчислювальні кроки були реалізовані спеціальними апаратними прискорювачами на гетерогенній системі на чіпі Xilinx Zynq, досягаючи 23-кратного прискорення порівняно з програмним рішенням [45]. Застосування FPGA для прискорення обробки в моделі PipeCNN на вбудованій платі Cyclone-VSE DE1-SoC показало хороші результати [46].

Дослідження і розробки в галузі контролю якості. Дослідження в галузі систем оптичного контролю для друкованих плат досягли значного прогресу. Основні напрямки включають використання машинного навчання і штучного інтелекту для покращення точності виявлення дефектів. Наприклад, система на основі глибоких нейронних мереж показала високу точність у визначенні дефектів, зменшуючи кількість неправильних

визначень порівняно з традиційними методами [33], [47]. Висновки досліджень Agarwal A. та ін. демонструють, що триваючі інновації у використанні штучного інтелекту, 3D-зображень, гіперспектральних зображень та систем реального часу суттєво підвищують точність і ефективність перевірки друкованих плат. Ці інновації відповідають зростаючим вимогам сучасного виробництва електроніки, забезпечуючи вищу якість та надійність електронних пристроїв [48]. Jessurun та ін. використовували тривимірну оптичну когерентну томографію для точного вимірювання висоти та об'єму паяних з'єднань, покращуючи виявлення дефектів спаювання [49]. Технологія оптичного контролю якості на основі тривимірної хмари точок отримала значну увагу завдяки високій точності тривимірної інформації. У статті [50] підсумовано прогрес методів визначення якості поверхні продукту за допомогою тривимірної хмари точок. Покращені системи інтегрують передові технології обробки зображень, що підвищує точність перевірки. Kim A. та ін. розробили систему автоматичної оптичної інспекції з багаторкурсним та багатоспектральним зображенням для виявлення як поверхневих, так і підповерхневих дефектів [51]. Chouhan V. та ін. показали, що розробка систем контролю, що працює в реальному часі забезпечує миттєвий зворотний зв'язок під час виробничого процесу. Це дозволяє операторам негайно вносити корекції та зменшувати кількість бракованих продуктів [52]. Інтеграція систем оптичного контролю з технологіями Індустрії 4.0, такими як інтернет речей і аналітика великих даних, забезпечує комплексний контроль якості, прогнозне технічне обслуговування та оптимізацію процесів. Системи перевірки з підтримкою інтернету речей збирають і аналізують дані з кількох точок перевірки протягом усього виробничого процесу [53]. Перевірка якості поверхні друкованих плат за допомогою автоматичного оптичного контролю значно покращується завдяки оптимізації алгоритмів планування шляху, таких як удосконалений алгоритм мурашиної колонії [54]. У статті [55] розглянуто методи виявлення дефектів на основі оптичної, радіологічної, акустичної та інфрачервоної термографії, включаючи традиційні підходи та методи глибокого навчання. У статті Chen T. та ін. запропоновано застосування машинного навчання у виробничій промисловості, зокрема розглянуто різні методи машинного навчання, включаючи контрольовані, напівконтрольовані, неконтрольовані методи та методи підкріплення, а також їх застосування

[11]. У статті [3] досліджено використання глибокого навчання в автоматизованому візуальному контролі та запропоновано потенційні вдосконалення на основі інших академічних досліджень. Моніторинг виробничого середовища стає важливим для запобігання непередбаченим ремонтам та зупинкам. Використання даних та сенсорних технологій з IoT зробило можливим відстеження систем у реальному часі. У статті [6] представлено підхід на основі ШІ та глибокого навчання для візуального контролю, зокрема використання згорткової нейронної мережі для перевірки з точністю 99,86%. У статті Fonseca та ін. обговорено важливість загальнодоступних наборів даних електричних плат для розробки методів перевірки та порівняльного аналізу [21]. Для забезпечення якості друкованих плат проводяться перевірки на різних етапах виробництва. У статті [56] розглянуто використання машинного навчання для кращого виявлення несправностей на виробничій лінії. Розробка нових методів перевірки, заснованих на автоматизованому оптичному огляді, значно підвищує гарантії якості. Набір даних FICS PCB Image Collection допомагає у розвитку методологій захисту апаратного забезпечення [49]. Прототип системи оцінки якості для деталей будівельних лісів на основі комп'ютерного зору демонструє ефективність використання змішаних реальних та синтетичних наборів даних для навчання нейронних мереж [51]. Hoffmann та ін. провели систематичний огляд літератури щодо підходів ШІ та пояснений штучний інтелект для візуального контролю якості у виробництві. Вони показали, що системи на основі ШІ здебільшого зосереджені на виявленні дефектів, тоді як пояснений штучний інтелект використовується рідше. Важливість поясненого штучний інтелект полягає в підвищенні прозорості, інтерпретації та довіри до систем ШІ [57].

Алгоритми визначення позицій елементів. У процесі виробництва друкованих плат можуть виникати дефекти, що може вплинути на продуктивність і надійність друкованих плат. Особливо важливим є використання глибоких нейронних мереж для автоматизованого виявлення об'єктів. За останнє десятиліття значний розвиток алгоритмів виявлення об'єктів зробив алгоритм You Look Only Once (YOLO) одним із найпопулярніших і ефективних методів. YOLO був вперше представлений у 2016 році як одноетапний алгоритм виявлення об'єктів. Оригінальний YOLO досяг найсучасніших результатів на наборі даних PASCAL VOC, перевершуючи традиційні дво-

ступеневі детектори, такі як Faster R-CNN [58]. YOLOv3 додав техніку багато масштабного об'єднання ознак. Корозія розглядається як серйозна проблема безпеки для металевих об'єктів. У дослідженні [59] на основі YOLOv3-tiny пропонується точний детектор металевої корозії на основі глибокого навчання для бортового виявлення металевої корозії. YOLOv5 вирішив проблему балансу ефективності та продуктивності в задачі виявлення дефектів друкованої плати, досягаючи 99,1% середньої точності при 86 кадрах в секунду. У порівнянні з іншими удосконаленими методами, запропонований метод досягає найвищого середнього середнього значення точності, а швидкість виявлення дозволяє використовувати програми в режимі реального часу [60]. В дослідженні [61] було порівняно сім моделей виявлення об'єктів, заснованих на архітектурі YOLO. Результати показали, що спеціально навчена модель визначення позицій об'єктів YOLOv8n показала найкращий результат з середньою точністю 96,6%. Наступною версією моделі став алгоритм CDI-YOLO, що покращує можливості вилучення ознак моделі за допомогою механізму координації уваги та зменшує ресурси необхідні для обчислення [62]. Wang L. та ін. запропонували модель YOLOX, що використовує послідовності засновані на механізмах уваги, що покращує продуктивність і ефективність визначення об'єктів [63]. Zhang H. та ін. провели дослідження спрямовані на підвищення точності та адаптованості до різних завдань [64]. Загалом, розвиток YOLO значно покращив можливості виявлення об'єктів, і подальші дослідження забезпечують нові досягнення в цій галузі.

Алгоритми виявлення дефектів. У галузі перевірки друкованих плат використовуються різні алгоритми для виявлення дефектів. Ці алгоритми використовують передові методи обробки зображень для аналізу зображень, отриманих під час процесу оптичної перевірки. Відповідність шаблону порівнює зображення об'єкту на платі з попередньо визначеним шаблоном ідеального з'єднання. Відхилення у формі, розмірі або текстурі допомагають визначити дефекти. Цей метод ефективний для відомої геометрії електронних плат. Алгоритми навчаються на наборі даних правильно вирівняних компонентів і позначають відхилення як розбіжності. Konovalenko, I. та ін. створили та дослідили U-Net-подібні архітектури з такими енкодерами, як ResNet, SEResNet, SEResNeXt, DenseNet, InceptionV3, InceptionResNetV2, MobileNet і EfficientNet, щоб

порівняти різні методи виявлення подряпини [65]. Fischer та ін. представили систему та методи автоматизованого виявлення неоднорідностей порошкового шару з високою точністю [66]. Навчання без підкріплення можна використовувати в контексті візуального забезпечення якості для виявлення дефектів або аномалій у зображеннях, це було показано у статті [5]. Моделі навчаються на великому наборі даних зображень, щоб визначити характерні шаблони бездефектного зображення, позначаючи будь-які відхилення як потенційні дефекти. Kim H. та ін. запропонували метод виявлення швейних дефектів використовує згорткові нейронні мережі для виявлення зламаних стібків, отриманих з початкових шарів попередньо навченого VGG-16. Запропонований метод досяг точності 92,3% на наборі швейних зображень [67]. Використання глибокої згорткової нейронної мережі для розпізнавання дефектів у тканинах зі складною текстурою дозволяє виконувати задачу на платформах з обмеженими обчисленнями [68]. У статті [69] представлено різні архітектури машинного навчання для автоматичного розрізнення зображень порошкового шару під час селективного лазерного спікання. Архітектура згорткової мережі глибокого навчання на основі сегментації була використана Tabernik D. та ін. для виявлення та сегментації поверхневих аномалій [70]. Tayeh T. та ін. показали, що використання триплетної мережі на основі глибоких залишків допомагає виявляти аномалії, такі як тріщини та вигини [71]. У статті Ulger F. та ін., пропонується архітектура бета-варіаційних автоенкодерів для виявлення аномалій у необмежених середовищах, що покращує точність і розплітання представлень ознак [72]. Методи Grad-CAM і Score-CAM пояснювального штучного інтелекту забезпечують розуміння механізмів визначення тріщин [73]. У статті [74] запропоновано підхід до виявлення аномалій зображень високошвидкісних поїздів за допомогою згорткових нейронних мереж і Vision Transformer. Проект системи для автоматичного виявлення дефектів з'єднання проводів показаний у статті [75] показує важливість контролю якості у виробництві. Gunraj H. та ін. запропонували систему візуального контролю якості на основі глибокого навчання для візуального контролю паяних з'єднань [76]. Mih A. N. та ін. показали, що використання різних попередньо підготовлених моделей класифікаторів допомагають виявляти дефекти використовуючи навчання без підкріплення [77]. Mezher A. M., та Marble A. E. довели, що загальні моделі, навчені на різних

типах дефектів, можуть бути стійкішими до нових дефектів і зменшити необхідність збору даних [78]. Prasad-Rao J. та ін. запропонували підхід до навчання моделей орієнтованих на дані, що може бути використаний для виявлення дефектів друкованих плат на різних етапах виробництва [79]. Chang Y. та ін. застосували методи виявлення дефектів зварних з'єднань на основі обробки зображень та машинного навчання, а також показали необхідність вибору методів і алгоритмів під кожну задачу окремо [80]. Xu L. та ін. використали модель глибокої нейронної мережі тренуваної методом слабкого навчання з підкріпленням для ідентифікації поверхневих тріщин у комутаторах двигуна [81]. У статті [82] розроблено метод виявлення дефектів пайки на основі глибокого навчання. Враховуючи обмеженість навчальних зразків, була запропонована багатозадачна модель PCBMTL, яка одночасно навчає завдання класифікації та сегментації в умовах низького обсягу даних. Щоб вирішити проблему низької швидкості розпізнавання невеликих об'єктів, Van G., та Yoo J. запропонували детектор RT-SPeeDet, що поєднує обробку зображень і згорткову нейронну мережу для досягнення швидкості в реальному часі [83]. Метод виявлення IA-Mask R-CNN із покращеною конструкцією анкерних шкал використовує 560 зображень дефектів деталей автомобільного двигуна, створених за допомогою цифрового мікроскопа [84]. У статті [85] пропонується метод виявлення дефектів друкованих плат на основі Faster RCNN з ResNet50 і функціями Pyramid мереж для кращого виявлення невеликих дефектів. Adibhatla V. A. та ін. використали метод навчання без підкріплення для виявлення дефектів у друкованій платі за допомогою зіставлення піраміди характеристик для кращого виявлення аномалій [86]. У дослідженні Jun H., та Jung I. Y. пропонує метод виявлення дефектних зображень за допомогою згорткової нейронної мережі і фільтра Лапласа, що демонструє покращення на 11,87% порівняно з існуючими методами [15]. У статті [87] розроблено автоматичну систему класифікації гомогених і неоднорідних нановолокон за допомогою гібридної системи машинного навчання. Стаття пропонує згорткову нейронну мережу для перевірки упаковки мікросхеми датчика тиску [88]. Schwebig A. I. M., та Tutsch R. довели, що нейронні мережі підвищують точність розпізнавання дефектів у виробництві електричних вузлів в системах автоматичної оптичної перевірки [89]. Перевірка якості паяних з'єднань є вирішальним кроком у перевірці компонен-

тів друкованих плат. У статті [90] пропонується алгоритм визначення якості паяного з'єднання на основі спрощеної класифікаційної мережі. Спочатку використовується метод сегментації для отримання інформації про паяне з'єднання, далі застосовується перетворення простору кольорів. Об'єднуючи характеристики згорткової нейронної мережі та трансформера, була запропонована

легка модель MobileXT для класифікації дефектів. Схема методу LightJoint-D представлена на рис. 2.

Chavan та ін. розробили автоматизовану систему візуального контролю друкованих плат. Отримане зображення обробляється методами класичного комп'ютерного зору, перетворюючись у градації сірого та бінарне зображення. Виконується контурний аналіз для класифікації резуль-

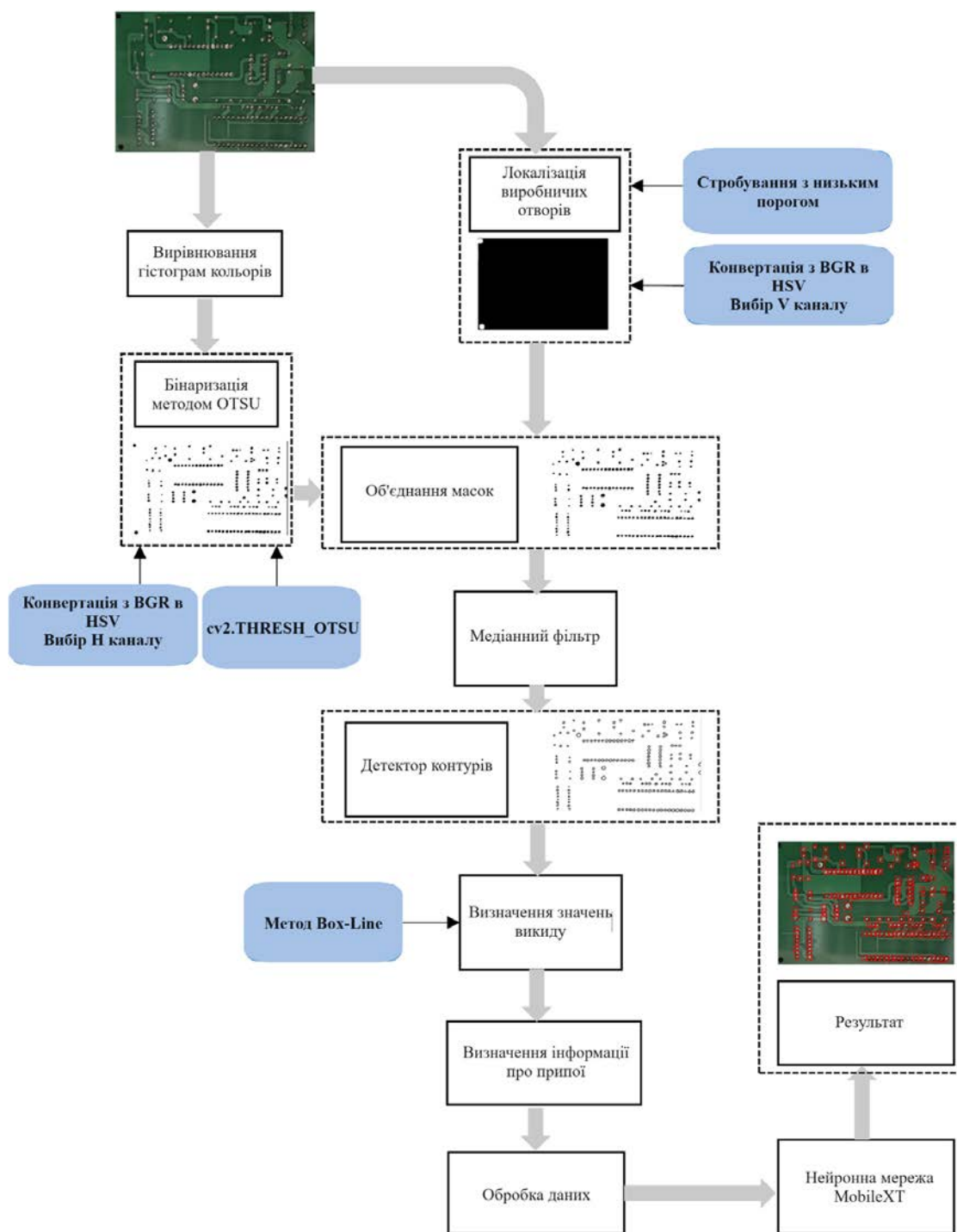


Рис. 2. Блок-схема методу LightJoint-D [90]

татів [91]. Yu G. та ін. запропонували U-подібна мережу семантичної сегментації RUC-Net, що поєднує Unet і Resnet для сегментації тріщин на тротуарі [92]. Alghassab застосував глибокі нейронні мережі для виявлення дефектів у друкованих платах, використовуючи попередньо підготовлені мережі VGG16 і Inception. Згорткові нейронні мережі було застосовано для класифікації тестових даних, показуючи перевагу над класичними методами [47]. В свою чергу, Kim J. та ін. запропонували розширену систему перевірки друкованих плат на основі згорткового автокодера з пропусковим зв'язком. Модель глибокого автоенкодера навчено декодувати оригінальні зображення без дефектів з дефектних зображень [93]. Нова методологія виявлення дефектів на друкованих платах ChangeChip використовує порівняння зображень для пошуку змін, але стикається з проблемами шуму, що можна вирішити за допомогою вдосконалених дескрипторів [94]. У статті [95] автори показують високу пропускну здатність класифікації та виявлення компонентів друкованих плат.

Алгоритми контролю та управління систем. Під час інспекції друкованих плат ефективна класифікація дефектів і точні рішення про відповідність/невідповідність мають вирішальне значення для підтримки високої якості продукції та ефективності роботи. Ці рішення зазвичай приймаються за допомогою комбінації алгоритмів обробки зображень, методів машинного навчання та систем на основі правил. Класифікація на основі правил передбачає визначення конкретних правил або порогових значень для кожного типу дефекту. Наприклад, паяне з'єднання може

бути класифіковано як дефектне, якщо його діаметр менший за мінімально необхідний розмір або якщо в ньому є певний відсоток пустот. Статистичний контроль процесу передбачає використання статистичних методів для моніторингу та контролю процесу. Аналізуються історичні дані про дефекти для встановлення контрольних меж. Результати поточних перевірок постійно порівнюються з цими обмеженнями, щоб виявити тенденції або зміни в процесі, які можуть вказувати на потенційні проблеми. Часто для підвищення точності прийняття рішень використовується комбінація різних методів. Наприклад, система на основі правил може виконувати стандартне виявлення дефектів, тоді як модель машинного навчання керує складними або неоднозначними випадками. Інтегрована система оцінює дефекти за допомогою кількох методів і об'єднує їх результати для прийняття остаточного рішення. Стаття [96] розглядає питання розробки системи для об'єктивного прийняття рішень під час візуального огляду шляхом інтеграції моделей глибокого навчання з експертною системою на основі правил, представлена на рис. 3. Моделі машинного навчання навчаються для класифікації дефектів на нових зображеннях, автоматизуючи процес перевірки. Система правил надає контекстно-залежні рекомендації щодо прийняття рішень, базуючись на знаннях досвідчених інспекторів, забезпечуючи оптимізовану візуальну перевірку на основі даних і знань.

Rezagholi та ін. показали, що застосування нечіткої логіки та обробки зображень допомагає визначити оптимальний склад сполук, виявивши

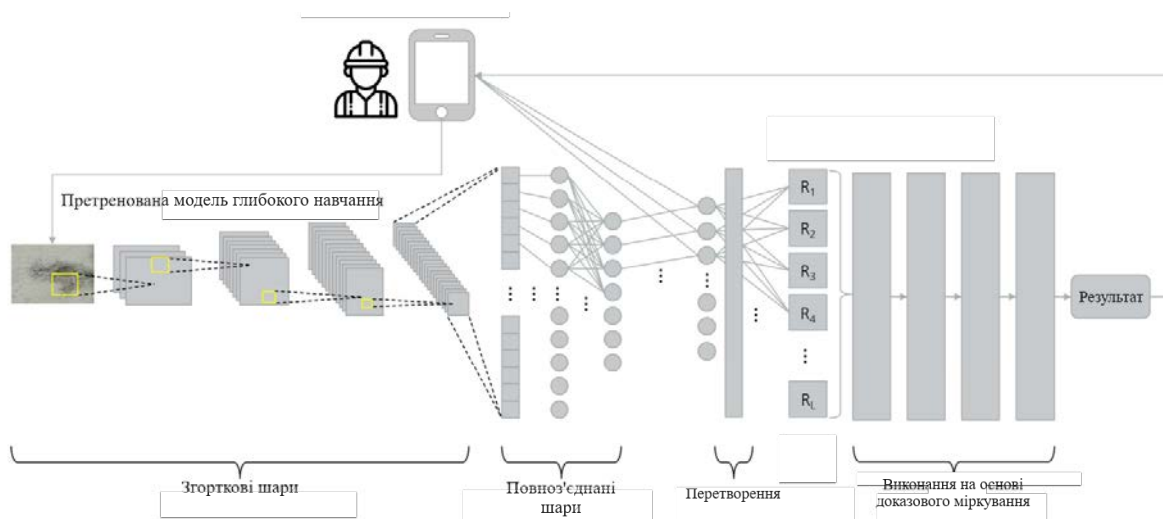


Рис. 3. Система, що інтегрує DL-модель і BRBES разом із інтелектуальними пристроями для візуального контролю [96]

зразок найвищого рангу [97]. Вони реалізували системи на основі гібридної згорткової нейронної мережі поєднує класичні методи обробки зображень з нейронними мережами, ефективно розпізнаючи найтонші структури [98]. Liu та ін. у своєму дослідженні запропонували автономну роботизовану систему оптичного контролю, що вимагає комплексного планування руху. Запропонований метод об'єднує локальний розподіл завдань і скординоване планування руху для зменшення часу перевірки та уникнення конфліктів. Експерименти показали, що розроблений алгоритм демонструє ефективний розподіл завдань і значне скорочення тривалості циклу [40]. У роботі [60] пропонується автоматизація візуального контролю якості за допомогою камери над конвеєром. Продукти класифікуються як дефектні та бездефектні методами

глибокого навчання. Бездефектні продукти продовжують виробництво, а дефектні відокремлюються за допомогою системи управління, яка контролює виробничу лінію. У статті [99] запропоновано два модулі перевірки для автоматичної системи класифікації паяних з'єднань, що показана на рис. 4. "Front-end" система перевірки включає нормалізацію, локалізацію та сегментацію зображень. "Back-end" перевірка передбачає класифікацію паяних з'єднань за допомогою фільтра Лога-Габора та злиття класифікатора. Визначено п'ять різних рівнів якості припою щодо кількості паяльної пасти. Було продемонстровано, що фільтр Лога-Габора досягає високих показників розпізнавання та є стійким до зсуву. Запропонована система не потребує спеціальної системи освітлення, а зображення отримує звичайна цифрова камера.

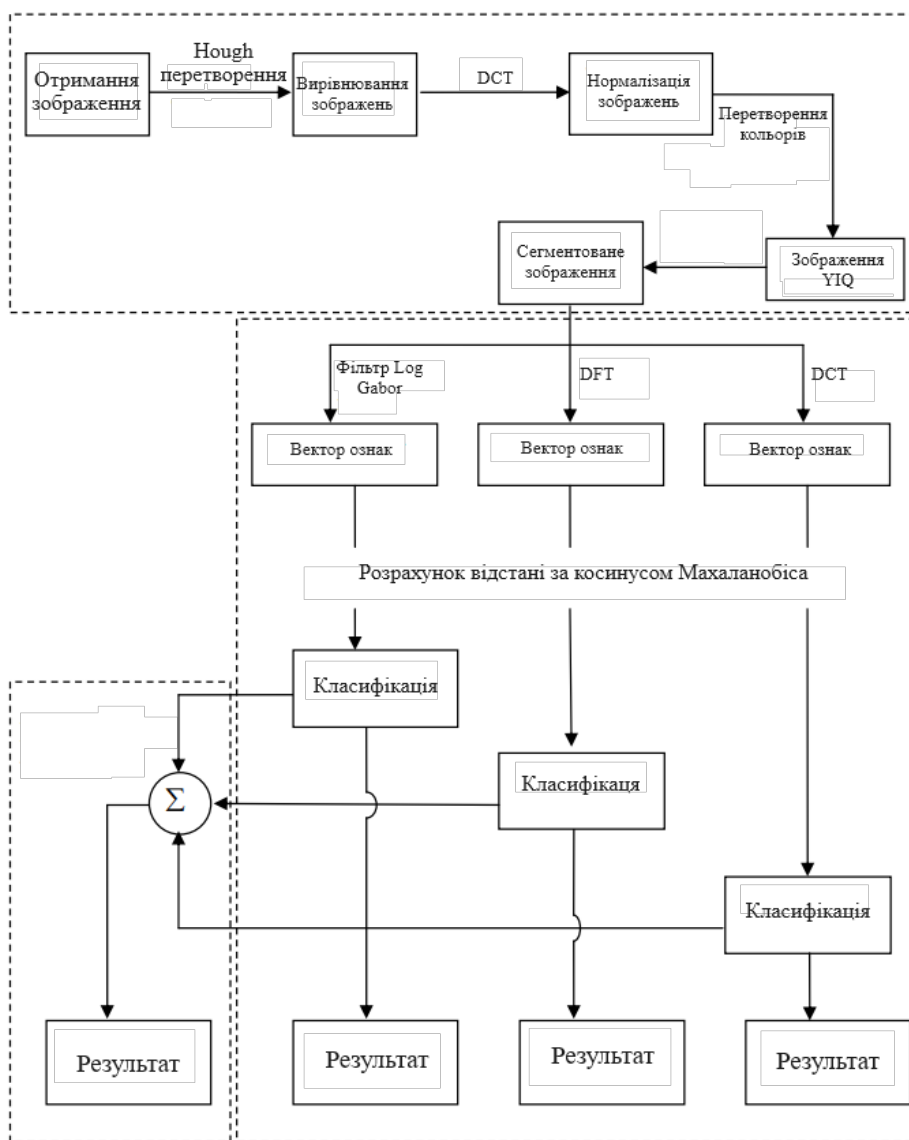


Рис. 4. Процедура перевірки [99]

У статті [100] використовуючи інтелектуальну камеру в системі огляду, статичний і динамічний об'єкт фіксується за долі секунди без розмиття; в результаті отримується оптимальна якість зображення без будь-яких спотворень для кращого аналізу. Запропонована система є дуже точною, точною та гнучкою з розумною вартістю розробки порівняно з іншими моделями. Qiu R. Q. та ін. розробили інтегровану систему автоматичного оптичного контролю для виробничої лінії друкованих плат, у якій спотворення шаблону та відхилення продуктивності з'являються разом із змінами процесу. Ця система була реалізована в послідовному робочому процесі реєстрації зображення, налаштування порогу, розрахунку градієнта зображення, вирівнювання маркера та геометричної трансформації. Результати показали, що, порівняно з іншими існуючими методами, запропонована система та процедура інспекції забезпечують уніфіковані та стандартні операції з ефективністю, які призводять до наукових та однозначних суджень щодо якості шаблону [101].

Висновки. У статті проведено детальний огляд сучасних методів та алгоритмів, що використовуються в системах автоматичної оптичної перевірки друкованих плат. Сучасні автоматизовані системи оптичної перевірки забезпечують високу точність і швидкість виявлення дефектів завдяки використанню передових технологій машинного зору, штучного інтелекту та робототехніки. Вони складаються з кількох ключових компонентів: камер

високої роздільної здатності, освітлення, блоків обробки зображень, систем контролю руху та програмного забезпечення для керування. Кожен з цих елементів грає важливу роль у забезпеченні надійної та ефективної перевірки друкованих плат. У статті розглянуто також алгоритми, які використовуються для визначення позицій елементів і виявлення дефектів. Наприклад, алгоритми на основі моделі YOLO показали високу точність виявлення об'єктів і дефектів на друкованих платах. Інші алгоритми, такі як CDI-YOLO та YOLOX, також демонструють значні покращення у точності та продуктивності. Крім того, досліджено алгоритми контролю та управління системами, які забезпечують ефективну класифікацію дефектів і прийняття рішень щодо відповідності чи невідповідності продукції. Використання машинного навчання дозволяє розпізнавати складні шаблони дефектів і адаптуватися до нових типів дефектів з часом. Загалом, сучасні системи автоматичної оптичної перевірки друкованих плат забезпечують високу точність, швидкість та надійність, що є критично важливим для виробництва якісних електронних пристроїв. Проте, початкові налаштування та конфігурація цих систем можуть бути часозатратними, і вони потребують регулярного обслуговування та переконфігурації. Тому подальші дослідження і розробки у цій галузі спрямовані на підвищення ефективності та зменшення необхідності ручної конфігурації систем автоматичної оптичної перевірки.

Список літератури:

1. Mukhopadhyay A., Murthy L. R. D., Arora M. et al. PCB inspection in the context of smart manufacturing. *Smart Innovation, Systems and Technologies*(2019). Springer Science and Business Media Deutschland GmbH, 2019. DOI:10.1007/978-981-13-5974-3_57. P. 655–663.
2. Bayro-Corrochano E. J. Review of automated visual inspection 1983-1993, Part I: conventional approaches. *Intelligent Robots and Computer Vision XII: Algorithms and Techniques* Intelligent Robots and Computer Vision XII: Algorithms and Techniques. Vol. 2055, 20.08.1993. SPIE, 1993. DOI:10.1117/12.150181. P. 128–158.
3. Hütten N., Gomes M. A., Hölken F. et al. Deep Learning for Automated Visual Inspection in Manufacturing and Maintenance: A Survey of Open- Access Papers. *Applied System Innovation*. (02.2024). Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI), 2024. DOI:10.3390/asi7010011. 2024.
4. Reichenstein T., Raffin T., Sand C. et al. Implementation of Machine Vision based Quality Inspection in Production: An Approach for the Accelerated Execution of Case Studies. *Procedia CIRP*(2022). Elsevier B.V., 2022. DOI:10.1016/j.procir.2022.09.058. P. 596–601.
5. Zipfel J., Verworner F., Fischer M. et al. Anomaly detection for industrial quality assurance: A comparative evaluation of unsupervised deep learning models. *Computers and Industrial Engineering*. Vol. 177, 03.2023. DOI:10.1016/j.cie.2023.109045.
6. Sundaram S., Zeid A. Artificial Intelligence-Based Smart Quality Inspection for Manufacturing. *Micromachines*. Vol. 14, Issue 3. DOI:10.3390/mi14030570.
7. Smith K. Shedding Light on Optical Comparators. *Quality Digest*. URL: <https://www.qualitydigest.com/static/magazine/may02/html/optcomp.html> (accessed 03/08/2024).
8. Wang W.-C., Chen S.-L., Chen L.-B. et al. A Machine Vision Based Automatic Optical Inspection System for Measuring Drilling Quality of Printed Circuit Boards. *IEEE Access*. Vol. 5, 27.06.2017. P. 10817–10833.

9. Psarommatis F., Sousa J., Mendonça J. P. et al. Zero-defect manufacturing the approach for higher manufacturing sustainability in the era of industry 4.0: a position paper. *International Journal of Production Research*. Vol. 60, Issue 1. P. 73–91. DOI:10.1080/00207543.2021.1987551.
10. Bellens S., Probst G. M., Janssens M. et al. Evaluating conventional and deep learning segmentation for fast X-ray CT porosity measurements of polymer laser sintered AM parts. *Polymer Testing*. Vol. 110, 01.06.2022. P. 107540. DOI:10.1016/j.polymertesting.2022.107540.
11. Chen T., Sampath V., May M. C. et al. Machine Learning in Manufacturing towards Industry 4.0: From ‘For Now’ to ‘Four-Know’. *Applied Sciences (Switzerland)*. Vol. 13, Issue 3. DOI:10.3390/app13031903.
12. Schwerz C., Nyborg L. A neural network for identification and classification of systematic internal flaws in laser powder bed fusion. *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*. Vol. 37, 05.2022. P. 312–318. DOI:10.1016/j.cirpj.2022.02.010.
13. Easton R. A. SMART DIGITAL CAMERAS FOR PRODUCT QUALITY INSPECTION.
14. Yıldız K., Buldu A., Demetgul M. A thermal-based defect classification method in textile fabrics with K-nearest neighbor algorithm. *Journal of Industrial Textiles*. Vol. 45, Issue 5. P. 780–795. DOI:10.1177/1528083714555777.
15. Jun H., Jung I. Y. Enhancement of Product-Inspection Accuracy Using Convolutional Neural Network and Laplacian Filter to Automate Industrial Manufacturing Processes. *Electronics (Switzerland)*. Vol. 12, Issue 18. DOI:10.3390/electronics12183795.
16. Moganti M., Ercal F., Dagli C. H. et al. Automatic PCB Inspection Algorithms: A Survey. *COMPUTER VISION AND IMAGE UNDERSTANDING*. (1996). P. 287–313. 1996.
17. Chen I.-C., Hwang R.-C., Huang H.-C. PCB Defect Detection Based on Deep Learning Algorithm. *Processes*. Вип. 11, № 3. С. 775. DOI:10.3390/pr11030775.
18. Gonzalez D. G., Castilla Y. C., Shaharadaby S. et al. A Ubiquitous Service-Oriented Automatic Optical Inspection Platform for Textile Industry. *Procedia Computer Science*(2021). Elsevier B.V., 2021. DOI:10.1016/j.procs.2021.12.008. P. 217–225.
19. Nguyen H. G., Franke J. Deep learning-based optical inspection of rigid and deformable linear objects in wiring harnesses. *Procedia CIRP*(2021). Elsevier B.V., 2021. DOI:10.1016/j.procir.2021.11.297. P. 1765–1770.
20. Gupta R. Failure Mode and Effects Analysis of PCB for Quality Control Process. *Mapan - Journal of Metrology Society of India*. Vol. 38, Issue 2. P. 547–556. DOI:10.1007/s12647-022-00619-5.
21. Fonseca L. A. L. O., Iano Y., Oliveira G. G. de et al. Automatic printed circuit board inspection: a comprehensible survey. *Discover Artificial Intelligence*. (12.2024). Springer Nature, 2024. DOI:10.1007/s44163-023-00081-5. 2024.
22. Zhao W., Gurudu S. R., Taheri S. et al. PCB Component Detection Using Computer Vision for Hardware Assurance. *Big Data and Cognitive Computing*. Vol. 6, Issue 2. DOI:10.3390/bdcc6020039.
23. Knap P., Lalik K., Bałazy P. Boosted Convolutional Neural Network Algorithm for the Classification of the Bearing Fault form 1-D Raw Sensor Data. *Sensors*. Vol. 23, Issue 9. DOI:10.3390/s23094295.
24. Chung A., Li F., Ward J. et al. DVQI: A Multi-task, Hardware-integrated Artificial Intelligence System for Automated Visual Inspection in Electronics Manufacturing. 12.2023. URL: <http://arxiv.org/abs/2312.09232>
25. Fischer G. K. J., Bergau M., Gómez-Rosal D. A. et al. Evaluation of a Smart Mobile Robotic System for Industrial Plant Inspection and Supervision. 02.2024. URL: <http://arxiv.org/abs/2402.07691>
26. Oliveira G. G. de, Vaz G. C., Andrade M. A. et al. System for PCB Defect Detection Using Visual Computing and Deep Learning for Production Optimization. *IET Circuits, Devices & Systems*. Vol. 2023, 11.2023. P. 1–11. DOI:10.1049/2023/6681526.
27. Chen S. W., Tsai C. J., Liu C. H. et al. Development of an Intelligent Defect Detection System for Gummy Candy under Edge Computing. *Journal of Internet Technology*. Vol. 23, Issue 5. P. 981–988. DOI:10.53106/160792642022092305006.
28. Hu Z., Yin Z., Qin L. et al. A Novel Method of Fault Diagnosis for Injection Molding Systems Based on Improved VGG16 and Machine Vision. *Sustainability (Switzerland)*. Vol. 14, Issue 21. DOI:10.3390/su142114280.
29. Min C., Yi J., Acer U. G. et al. Enabling Cross-Camera Collaboration for Video Analytics on Distributed Smart Cameras. 01.2024. URL: <http://arxiv.org/abs/2401.14132>
30. Massen R. Multisensorial cameras in industrial quality inspection. *AT'95: Advanced Technologies Intelligent Vision* AT'95: Advanced Technologies Intelligent Vision. DOI:10.1109/AT.1995.535971. P. 23–26.
31. Hernandez-Molina E., Ojeda-Magana B., Robledo-Hernandez J. G. et al. Vision system prototype for inspection and monitoring with a smart camera. *IEEE Latin America Transactions*. Vol. 18, Issue 9. P. 1614–1622. DOI:10.1109/TLA.2020.9381804.
32. Malesa M., Rajkiewicz P. Quality control of pet bottles caps with dedicated image calibration and deep neural networks. *Sensors (Switzerland)*. Vol. 21, Issue 2. P. 1–16. DOI:10.3390/s21020501.
33. Niu J., Li H., Chen X. et al. An Improved YOLOv5 Network for Detection of Printed Circuit Board Defects. *Journal of Sensors*. Vol. 2023, 2023. DOI:10.1155/2023/7270093.

34. Syam W. P., Rybalcenko K., Gaio A. et al. Methodology for the development of in-line optical surface measuring instruments with a case study for additive surface finishing. *Optics and Lasers in Engineering*. Vol. 121, 10.2019. P. 271–288. DOI:10.1016/j.optlaseng.2019.04.015.
35. Richter J., Streitferdt D., Rozova E. On the Development of Intelligent Optical Inspections.
36. Szeliski R. *Computer Vision: Algorithms and Applications*. (2010). 2010.
37. Hartung J., Dold P. M., Jahn A. et al. Analysis of AI-Based Single-View 3D Reconstruction Methods for an Industrial Application. *Sensors*. Vol. 22, Issue 17. DOI:10.3390/s22176425.
38. Vater J. M., Gruber F., Grähler W. et al. Prediction of coating adhesion on laser-cleaned metal surfaces of battery cells using hyperspectral imaging and machine learning. *Coatings*. Vol. 11, Issue 11. DOI:10.3390/coatings11111388.
39. Tian Q., Guo S., Melder E. et al. Deep learning-based data fusion method for in situ porosity detection in laser-based additive manufacturing. *Journal of Manufacturing Science and Engineering, Transactions of the ASME*. Vol. 143, Issue 4. DOI:10.1115/1.4048957.
40. Liu Y., Zhao W., Lutz T. et al. Task Allocation and Coordinated Motion Planning for Autonomous Multi-Robot Optical Inspection Systems.
41. Sahu A., Aaen P. H., Damacharla P. An Automated Machine Learning Approach to Inkjet Printed Component Analysis: A Step Toward Smart Additive Manufacturing. 04.2024. URL: <http://arxiv.org/abs/2404.04623>
42. Kiangala K. S., Wang Z. An Effective Predictive Maintenance Framework for Conveyor Motors Using Dual Time-Series Imaging and Convolutional Neural Network in an Industry 4.0 Environment. *IEEE Access*. Vol. 8, 2020. P. 121033–121049. DOI:10.1109/ACCESS.2020.3006788.
43. Duan G., Wang H., Liu Z. et al. A machine learning-based framework for automatic visual inspection of microdrill bits in PCB production. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics Part C: Applications and Reviews*. Vol. 42, Issue 6. P. 1679–1689. DOI:10.1109/TSMCC.2012.2216260.
44. Kullu O., Cinar E. A Deep-Learning-Based Multi-Modal Sensor Fusion Approach for Detection of Equipment Faults. *Machines*. Vol. 10, Issue 11. DOI:10.3390/machines10111105.
45. Frustaci F., Spagnolo F., Perri S. et al. Robust and High-Performance Machine Vision System for Automatic Quality Inspection in Assembly Processes. *Sensors*. Vol. 22, Issue 8. DOI:10.3390/s22082839.
46. Kin N. W., Asaari M. S. M., Rosdi B. A. et al. Fpga implementation of cnn for defect classification on cmp ring. *Jurnal Teknologi*. Vol. 83, Issue 5. P. 101–108. DOI:10.11113/jurnalteknologi.v83.16967.
47. Alghassab M. Defect Detection in Printed Circuit Boards with Pre-Trained Feature Extraction Methodology with Convolution Neural Networks. *Computers, Materials & Continua*. Вип. 70, № 1. С. 637–652. DOI:10.32604/cmc.2022.019527.
48. Agarwal A., Ajith A., Wen C. et al. Robotic Defect Inspection with Visual and Tactile Perception for Large-scale Components. arXiv, 2023. DOI:10.48550/arXiv.2309.04590.
49. Jessurun N., Dizon-Paradis O. P., Harrison J. et al. FPIC: A Novel Semantic Dataset for Optical PCB Assurance. 02.2022. DOI:10.1145/3588032.
50. Huo L., Liu Y., Yang Y. et al. Review: Research on product surface quality inspection technology based on 3D point cloud. *Advances in Mechanical Engineering*. (03.2023). SAGE Publications Inc., 2023. DOI:10.1177/16878132231159523. 2023.
51. Kim A., Lee K., Lee S. et al. Synthetic Data and Computer-Vision-Based Automated Quality Inspection System for Reused Scaffolding. *Applied Sciences (Switzerland)*. Vol. 12, Issue 19. DOI:10.3390/app121910097.
52. Chouhan V., Bice D., Burk D. et al. VISUAL, OPTICAL AND REPLICA INSPECTIONS: SURFACE PREPARATION OF 650 MHz NB CAVITY FOR PIP-II LINAC*.
53. Tan L. B., Nhat N. D. P. Prediction and Optimization of Process Parameters for Composite Thermoforming Using a Machine Learning Approach. *Polymers*. Vol. 14, Issue 14. DOI:10.3390/polym14142838.
54. Xiao Z., Wang Z., Liu D. et al. A path planning algorithm for PCB surface quality automatic inspection. *Journal of Intelligent Manufacturing*. Vol. 33, Issue 6. P. 1829–1841. DOI:10.1007/s10845-021-01766-3.
55. Alam L., Kehtarnavaz N. A Survey of Detection Methods for Die Attachment and Wire Bonding Defects in Integrated Circuit Manufacturing.
56. Zakaria S. S., Amir A., Yaakob N. et al. Automated Detection of Printed Circuit Boards (PCB) Defects by Using Machine Learning in Electronic Manufacturing: Current Approaches. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*(03.2020). Institute of Physics Publishing, 2020. DOI:10.1088/1757-899X/767/1/012064.
57. Hoffmann R., Reich C. A Systematic Literature Review on Artificial Intelligence and Explainable Artificial Intelligence for Visual Quality Assurance in Manufacturing. *Electronics (Switzerland)*. (11.2023). Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI), 2023. DOI:10.3390/electronics12224572. 2023.
58. Bhattacharya A., Cloutier S. G. End-to-end deep learning framework for printed circuit board manufacturing defect classification. *Scientific Reports*. Вип. 12, № 1. С. 12559. DOI:10.1038/s41598-022-16302-3.

59. Yu L., Yang E., Luo C. et al. AMCD: an accurate deep learning-based metallic corrosion detector for MAV-based real-time visual inspection. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*. Vol. 14, Issue 7. P. 8087–8098. DOI:10.1007/s12652-021-03580-4.
60. Ozdemir R., Koc M. A Quality Control Application on a Smart Factory Prototype Using Deep Learning Methods. *International Scientific and Technical Conference on Computer Sciences and Information Technologies*(09.2019). Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2019. DOI:10.1109/STC-CSIT.2019.8929734. P. 46–49.
61. Klco P., Koniar D., Hargas L. et al. Quality inspection of specific electronic boards by deep neural networks. *Scientific Reports*. Vol. 13, Issue 1. DOI:10.1038/s41598-023-47958-0.
62. Xiao G., Hou S., Zhou H. PCB defect detection algorithm based on CDI-YOLO. *Scientific Reports*. Vol. 14, Issue 1. DOI:10.1038/s41598-024-57491-3.
63. Vaswani A., Brain G., Shazeer N. et al. Attention Is All You Need. *Advances in neural information processing systems*. Vol. 30, 2017.
64. Zhang H., Li F., Liu S. et al. DINO: DETR with Improved DeNoising Anchor Boxes for End-to-End Object Detection. 03.2022. URL: <http://arxiv.org/abs/2203.03605>
65. Konovalenko I., Maruschak P., Brezinová J. et al. Research of U-Net-Based CNN Architectures for Metal Surface Defect Detection. *Machines*. Vol. 10, Issue 5. DOI:10.3390/machines10050327.
66. Fischer F. G., Zimmermann M. G., Praetzs N. et al. Monitoring of the powder bed quality in metal additive manufacturing using deep transfer learning. *Materials and Design*. Vol. 222, 10.2022. DOI:10.1016/j.matdes.2022.111029.
67. Kim H., Jung W. K., Park Y. C. et al. Broken stitch detection method for sewing operation using CNN feature map and image-processing techniques. *Expert Systems with Applications*. Vol. 188, 02.2022. DOI:10.1016/j.eswa.2021.116014.
68. Liu Z., Zhang C., Li C. et al. Fabric defect recognition using optimized neural networks. *Journal of Engineered Fibers and Fabrics*. Vol. 14, 2019. DOI:10.1177/1558925019897396.
69. Westphal E., Seitz H. A machine learning method for defect detection and visualization in selective laser sintering based on convolutional neural networks. *Additive Manufacturing*. Vol. 41, 05.2021. DOI:10.1016/j.addma.2021.101965.
70. Tabernik D., Šela S., Skvarč J. et al. Segmentation-Based Deep-Learning Approach for Surface-Defect Detection. 03.2019. DOI:10.1007/s10845-019-01476-x.
71. Tayeh T., Aburakhia S., Myers R. et al. Distance-Based Anomaly Detection for Industrial Surfaces Using Triplet Networks. 11.2020. URL: <http://arxiv.org/abs/2011.04121>
72. Ulger F., Yuksel S. E., Yilmaz A. Anomaly Detection for Solder Joints Using β -VAE. 04.2021. DOI:10.1109/TCPMT.2021.3121265.
73. Riedel H., Mokdad S., Schulz I. et al. Automated Quality Control of Vacuum Insulated Glazing by Convolutional Neural Network Image Classification. 10.2021. DOI:10.1016/j.autcon.2022.104144.
74. Wang Z., Zhang Y., Luo L. et al. AnoDFDNet: A Deep Feature Difference Network for Anomaly Detection. *Journal of Sensors*. Vol. 8, 2022. P. 1–14. DOI:10.1155/2022/3538541.
75. Giri N., Dugad S., Chhabria A. et al. Automated visual inspection of silicon detectors in CMS experiment.
76. Gunraj H., Guerrier P., Fernandez S. et al. SolderNet: Towards Trustworthy Visual Inspection of Solder Joints in Electronics Manufacturing Using Explainable Artificial Intelligence. 11.2022. URL: <http://arxiv.org/abs/2211.10274>
77. Mih A. N., Cao H., Pickard J. et al. TransferD2: Automated Defect Detection Approach in Smart Manufacturing using Transfer Learning Techniques. 02.2023. URL: <http://arxiv.org/abs/2302.13317>
78. Mezher A. M., Marble A. E. A Novel Strategy for Improving Robustness in Computer Vision Manufacturing Defect Detection. 05.2023. URL: <http://arxiv.org/abs/2305.09407>
79. Prasad-Rao J., Heidary R., Williams J. Detecting Manufacturing Defects in PCBs via Data-Centric Machine Learning on Solder Paste Inspection Features. 09.2023. URL: <http://arxiv.org/abs/2309.03113>
80. Chang Y., Xue Y., Zhang Y. et al. Research on PCB solder joint defect detection method based on machine vision. (27.06.2023). DOI:10.1117/12.2680409. P. 135.
81. Xu L., Lv S., Deng Y. et al. A Weakly Supervised Surface Defect Detection Based on Convolutional Neural Network. *IEEE Access*. Vol. 8, 2020. P. 42285–42296. DOI:10.1109/ACCESS.2020.2977821.
82. Tsang S. H., Suo Z., Chan T. T. L. et al. PCB Soldering Defect Inspection Using Multitask Learning under Low Data Regimes. *Advanced Intelligent Systems*. Vol. 5, Issue 12. DOI:10.1002/aisy.202300364.
83. Ban G., Yoo J. Rt-speedet: Real-time ip-cnn-based small pit defect detection for automatic film manufacturing inspection. *Applied Sciences (Switzerland)*. Vol. 11, Issue 20. DOI:10.3390/app11209632.
84. Zhu H., Wang Y., Fan J. IA-Mask R-CNN: Improved Anchor Design Mask R-CNN for Surface Defect Detection of Automotive Engine Parts. *Applied Sciences (Switzerland)*. Vol. 12, Issue 13. DOI:10.3390/app12136633.

85. Hu B., Wang J. Detection of PCB Surface Defects with Improved Faster-RCNN and Feature Pyramid Network. *IEEE Access*. Vol. 8, 2020. P. 108335–108345. DOI:10.1109/ACCESS.2020.3001349.
86. Adibhatla V. A., Huang Y.-C., Chang M.-C. та ін. Unsupervised Anomaly Detection in Printed Circuit Boards through Student–Teacher Feature Pyramid Matching. *Electronics*. Вип. 10, № 24. С. 3177. DOI:10.3390/electronics10243177.
87. Ieracitano C., Paviglianiti A., Campolo M. et al. IEEE/CAA JOURNAL OF AUTOMATICA SINICA, VOL. X, NO. X, X X 1 A novel automatic classification system based on hybrid unsupervised and supervised machine learning for electrospun nanofibers.
88. Deng M., Zhang Q., Zhang K. et al. A Novel Defect Inspection System Using Convolutional Neural Network for MEMS Pressure Sensors. *Journal of Imaging*. Vol. 8, Issue 10. DOI:10.3390/jimaging8100268.
89. Schwebig A. I. M., Tutsch R. Intelligent fault detection of electrical assemblies using hierarchical convolutional networks for supporting automatic optical inspection systems. *Journal of Sensors and Sensor Systems*. Vol. 9, Issue 2. P. 363–374. DOI:10.5194/jsss-9-363-2020.
90. Zhang Z., Zhang W., Zhu D. et al. Printed circuit board solder joint quality inspection based on lightweight classification network. *IET Cyber-systems and Robotics*. Vol. 5, Issue 4. DOI:10.1049/csy2.12101.
91. Chavan R. R., Chavan S. A., Dokhe G. D. et al. Quality Control of PCB using Image Processing. *International Journal of Computer Applications*. (2016). P. 975–8887. 2016.
92. Yu G., Dong J., Wang Y. et al. RUC-Net: A Residual-Unet-Based Convolutional Neural Network for Pixel-Level Pavement Crack Segmentation. *Sensors*. Vol. 23, Issue 1. DOI:10.3390/s23010053.
93. Kim J., Ko J., Choi H. et al. Printed circuit board defect detection using deep learning via a skip-connected convolutional autoencoder. *Sensors*. Vol. 21, Issue 15. DOI:10.3390/s21154968.
94. Fridman Y., Rusanovsky M., Oren G. ChangeChip: A Reference-Based Unsupervised Change Detection for PCB Defect Detection. 09.2021. URL: <http://arxiv.org/abs/2109.05746>
95. Li B., Palayew S., Li F. et al. PCBDet: An Efficient Deep Neural Network Object Detection Architecture for Automatic PCB Component Detection on the Edge. 01.2023. URL: <http://arxiv.org/abs/2301.09268>
96. Mende H., Peters A., Ibrahim F. et al. Integrating deep learning and rule-based systems into a smart devices decision support system for visual inspection in production. *Procedia CIRP*(2022). Elsevier B.V., 2022. DOI:10.1016/j.procir.2022.05.254. P. 305–310.
97. Rezagholi F., Hesarinejad M. A. Integration of fuzzy logic and computer vision in intelligent quality control of celiac-friendly products. *Procedia Computer Science*(2017). Elsevier B.V., 2017. DOI:10.1016/j.procs.2017.11.246. P. 325–332.
98. Schlosser T., Beuth F., Friedrich M. et al. A Novel Visual Fault Detection and Classification System for Semiconductor Manufacturing Using Stacked Hybrid Convolutional Neural Networks. *IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation, ETFA*(09.2019). Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2019. DOI:10.1109/ETFA.2019.8869311. P. 1511–1514.
99. Mar N. S. S., Yarlagadda P. K. D. V., Fookes C. Design and development of automatic visual inspection system for PCB manufacturing. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*. Vol. 27, Issue 5. P. 949–962. DOI:10.1016/j.rcim.2011.03.007.
100. Sahoo S. K., Pine S., Mohapatra S. K. et al. An effective quality inspection system using image processing techniques. *2015 International Conference on Communications and Signal Processing (ICCSP) 2015 International Conference on Communications and Signal Processing (ICCSP)*. DOI:10.1109/ICCSP.2015.7322748. P. 1426–1430.
101. Qiu R. Q., Tsai M. L., Chen Y. W. et al. Integrated Automatic Optical Inspection and Image Processing Procedure for Smart Sensing in Production Lines. *Sensors*. Vol. 24, Issue 5. DOI:10.3390/s24051619.

Selotkin V.O., Voloshchuk V.A. AUTOMATED OPTICAL INSPECTION SYSTEM OF PRINTED CIRCUIT BOARDS. TECHNOLOGY OVERVIEW

Printed boards are the main components of modern electronics, ensuring compactness, reliability and high performance of electronic circuits. Their precision manufacturing minimizes the risk of loose connections and short circuits, which is especially important in the medical and aerospace industries.

Quality control in the production of printed circuit boards is important to ensure the functionality, reliability and durability of electronic devices. Given the complexity and precision required for today's electronic circuits, strict quality control measures are necessary at every stage of PCB production. The importance of quality control in this context is underscored by several critical factors. Quality control processes are vital to verify the functional integrity of printed circuit boards. Defects such as short circuits, breaks, or misalignment of components can cause devices to malfunction. Rigorous quality checks help detect and eliminate such defects early in the manufacturing process, ensuring that only fully functional boards proceed to the next stages of

production. Reliability is a key aspect of printed circuit boards, especially in areas where failure can have serious consequences, such as medical or aerospace electronics. Comprehensive quality control protocols, including environmental stress testing and reliability testing, are essential to produce reliable PCBs that can withstand a variety of operating conditions.

Implementation of effective quality control measures can significantly reduce production costs by minimizing the number of defective products. Early identification and correction of problems prevents costly rework and wasted materials. Investments in quality control systems ultimately lead to cost savings by reducing the number of defective products and increasing overall production efficiency. Modern quality control methods include the use of automated optical inspection systems that provide high accuracy and speed of defect detection thanks to the use of advanced machine vision and artificial intelligence technologies.

The article presents the methods and algorithms used to determine the positions of elements, detect defects, and control control systems. In addition, algorithms for control and management of systems, which ensure effective classification of defects, have been studied. Using machine learning allows you to recognize complex defects and adapt to new types of defects. Modern systems of automatic optical inspection of printed circuit boards provide high accuracy, speed and reliability, which is critical for the production of quality electronic devices. However, initial setup and configuration of these systems can be time-consuming and require regular maintenance and reconfiguration. Further research and development in this field aimed at increasing efficiency and reducing the need for manual configuration of automatic optical inspection systems is necessary and relevant.

Key words: *printed circuit boards, inspection methods, defects, optical control, image processing.*