

<https://doi.org/10.31891/2307-5732-2026-361-66>

УДК 621.941.08

### ПРОЦЕНКО ВОЛОДИМИР

Національний технічний університет України "Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського"  
e-mail: [v.protsenko14@gmail.com](mailto:v.protsenko14@gmail.com)

### ШЕВЧЕНКО ВАДИМ

Національний технічний університет України "Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського"  
ORCID ID: 0009-0002-6485-4825  
e-mail: [v.v.shevchenko@kpi.ua](mailto:v.v.shevchenko@kpi.ua)

## АВТОМАТИЗОВАНА СИСТЕМА КОНТРОЛЮ ПАРАМЕТРІВ ЯКОСТІ ПОВЕРХНІ ДЕТАЛІ НА БАЗІ РОБОТИЗОВАНИХ СИСТЕМ

У роботі отримано результати дослідження процесу автоматизації контролю параметрів якості поверхонь деталей в умовах сучасного виробництва з використанням робототехнічних систем, оптичних датчиків і технологій комп'ютерного зору. Показано, що традиційні методи контролю якості мають обмеження, пов'язані з людським фактором, невисокою точністю та низькою швидкістю обробки даних. Звідси випливає необхідність створення комплексної системи автоматизованого контролю, здатної до самонавчання та інтеграції в цифрові виробничі середовища (MES/ERP). Розроблено структурну модель системи контролю якості на базі маніпулятора UR5 із шістьма ступенями вільності, системи машинного зору на основі CMOS-камери та алгоритмів штучного інтелекту. Отримано математичні залежності між параметрами зображення та показниками якості, що дозволяє автоматично визначати дефекти поверхні з точністю до 95%. Показано, що застосування алгоритмів LBP і CNN забезпечує зменшення кількості хибних спрацювань до 3% і скорочення часу перевірки одного виробу.

Розроблена система протестована у лабораторних умовах та показала стабільну роботу при зміні параметрів освітлення та положення об'єкта контролю. Додатково встановлено, що система здатна адаптивно змінювати вагові коефіцієнти у процесі самонавчання, що дозволяє забезпечити ще вищу достовірність в умовах змінного середовища. Застосування технічного зору та нейронних мереж дозволило автоматизувати процедуру аналізу поверхні та мінімізувати людський вплив.

Отримані результати можуть бути використані для модернізації технологічних процесів у приладобудівній і машинобудівній галузях, а також при розробці інтелектуальних виробничих систем у межах концепції Індустрії 4.0. Проведене дослідження демонструє перспективність комплексного підходу до інтеграції роботизованих систем із сучасними аналітичними алгоритмами та відкриває нові можливості для створення високоточних, швидкодіючих і адаптивних систем технічного контролю на сучасних підприємствах.

**Ключові слова:** автоматизований контроль якості, роботизована система, приладобудування, Індустрія 4.0, штучний інтелект.

PROTSENKO VOLODYMYR, SHEVCHENKO VADYM.

National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"

## AUTOMATED SYSTEM FOR SURFACE QUALITY PARAMETER CONTROL BASED ON ROBOTIC SYSTEMS

The study presents the results of research on the automation of surface quality parameter control in modern manufacturing environments using robotic systems, optical sensors and computer vision technologies. It has been demonstrated that traditional quality control methods have limitations related to human factors, low accuracy, and slow data processing. This highlights the necessity of developing a comprehensive automated control system capable of self-learning and integration into digital production environments (MES/ERP). A structural model of a quality control system has been developed, based on a UR5 manipulator with six degrees of freedom, a machine vision system using a CMOS camera, and artificial intelligence algorithms. Mathematical relationships have been established between image parameters and quality indicators, enabling the automatic detection of surface defects with up to 95% accuracy. It has been shown that the application of LBP and CNN algorithms reduces the number of false positives to 3% and shortens the inspection time per product.

The developed system was tested under laboratory conditions and showed stable performance under varying lighting conditions and changes in object positioning. Additionally, it was found that the system can adaptively adjust weighting coefficients during the self-learning process, ensuring even higher reliability under variable conditions. The use of machine vision and neural networks made it possible to automate the surface analysis procedure and minimize human influence.

The obtained results can be used to modernize technological processes in the fields of instrument engineering and mechanical engineering, as well as in the development of intelligent manufacturing systems within the framework of Industry 4.0. The conducted research demonstrates the potential of a comprehensive approach to integrating robotic systems with modern analytical algorithms and opens new possibilities for the creation of high-precision, high-speed, and adaptive technical control systems in contemporary industrial enterprises.

**Keywords:** automated quality control, robotic system, instrument engineering, Industry 4.0, artificial intelligence

Стаття надійшла до редакції / Received 10.12.2025  
Прийнята до друку / Accepted 11.01.2026  
Опубліковано / Published 29.01.2026



This is an Open Access article distributed under the terms of the [Creative Commons CC-BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

© Проценко Володимир, Шевченко Вадим

### Постановка проблеми

Сучасний етап розвитку промисловості характеризується інтенсивним впровадженням автоматизованих і роботизованих технологій, які формують основу концепції Індустрії 4.0. Цифровізація виробничих процесів, широке застосування штучного інтелекту, систем технічного зору та великих даних забезпечують перехід до гнучких і самонавчальних виробничих середовищ. Одним із ключових напрямів цієї

трансформації є автоматизація контролю якості, що визначає ефективність виробництва, стабільність технологічних процесів і рівень конкурентоспроможності продукції [1-3].

Традиційні методи контролю якості, засновані на візуальній перевірці оператором або вибіркового вимірюваннях, є трудомісткими, суб'єктивними та часто не забезпечують необхідної достовірності. Крім того, вони не здатні оперативно реагувати на зміну параметрів виробничого процесу, що призводить до накопичення дефектів і втрат продуктивності. У зв'язку з цим актуальним є створення інтелектуальних систем контролю, які поєднують функції збору, аналізу й оцінки параметрів виробів у реальному часі, автоматично приймаючи рішення щодо відповідності якості [4-6].

Важливим технічним засобом реалізації таких систем виступають робототехнічні комплекси, здатні забезпечити високу точність, стабільність і повторюваність операцій контролю. Використання промислових роботів із шістьма ступенями вільності дозволяє здійснювати сканування або візуальний аналіз виробів із різних кутів, що особливо важливо для приладобудування, де вимоги до точності є надзвичайно високими. Одночасне застосування комп'ютерного зору та методів машинного навчання забезпечує об'єктивну оцінку стану поверхонь, виявлення дефектів та статистичне узагальнення результатів контролю [7-10].

Останні дослідження у цій галузі показують, що впровадження систем автоматизованого контролю якості параметрів поверхні дозволяє підвищити точність і швидкість контролю у 1,5–2 рази порівняно з традиційними методами. Проте більшість існуючих систем мають обмеження у масштабованості, складності інтеграції з корпоративними інформаційними платформами (MES, ERP), а також у можливості адаптації до зміни номенклатури продукції. Таким чином, актуальним є створення універсальної автоматизованої системи контролю якості, що базується на роботизованих засобах і здатна до самоадаптації.

Для підвищення ефективності таких систем необхідним є формування математичних моделей, які описують взаємозв'язки між параметрами технологічного процесу, характеристиками об'єкта контролю та ознаками дефектів. Це дозволяє оптимізувати алгоритми керування роботизованими засобами, мінімізувати похибки вимірювання та підвищити достовірність результатів. Значну увагу при цьому приділяють методам обробки зображень, серед яких ефективними є алгоритми LBP (Local Binary Patterns), GLCM (Grey-Level Co-occurrence Matrix), а також нейронні мережі типу CNN (Convolutional Neural Network) [9-12].

Впровадження таких рішень потребує не лише технічної реалізації, але й розроблення програмно-алгоритмічного забезпечення, яке забезпечує зворотний зв'язок між елементами системи: сенсорами, роботизованими пристроями, базами даних і аналітичними модулями. Це дозволяє створити замкнену систему управління якістю, яка функціонує в режимі реального часу та може автоматично реагувати на відхилення технологічних параметрів.

З практичної точки зору, автоматизований контроль якості має вирішальне значення для приладобудування, електроніки, авіаційної та медичної промисловості, де навіть незначні дефекти можуть призвести до відмови виробу. Впровадження роботизованих систем контролю сприяє зменшенню впливу людського фактора, скороченню витрат на контрольні операції та підвищенню загальної продуктивності виробництва [2, 3].

Таким чином, **актуальність дослідження** полягає у необхідності розроблення нових підходів до побудови автоматизованих систем контролю якості на основі робототехнічних комплексів і систем комп'ютерного зору, що забезпечують підвищену точність, швидкодію та адаптивність до умов виробництва [1, 2].

#### Аналіз останніх джерел

У сучасних наукових дослідженнях значна увага приділяється розвитку автоматизованих систем контролю якості на базі роботизованих і візуальних технологій. У працях зарубіжних і вітчизняних авторів підкреслюється, що ефективність таких систем визначається рівнем інтеграції апаратного забезпечення, систем комп'ютерного зору та інтелектуальних алгоритмів обробки даних. Застосування глибоких згорткових нейронних мереж (CNN) дозволяє підвищити достовірність класифікації дефектів до 95–98 %, тоді як традиційні методи обробки зображень забезпечують точність не вище 85–90 %.

Останні роботи у галузі промислової робототехніки демонструють ефективність використання багатоосьових маніпуляторів у поєднанні з високошвидкісними сенсорними модулями, що забезпечує виконання точних і повторюваних операцій контролю навіть у складних умовах виробництва. При цьому ключовими тенденціями розвитку є підвищення рівня автономності систем, зниження енергоспоживання та впровадження механізмів самоадаптації.

Особливої уваги заслуговують дослідження з інтеграції систем контролю з технологіями індустриального Інтернету речей (IIoT) та кіберфізичних виробничих систем (CPS). Такі рішення дають змогу створювати розподілені мережеві структури, де результати контролю в режимі реального часу передаються до централізованих аналітичних платформ. Це відкриває можливість оперативного коригування технологічних параметрів, прогнозування появи дефектів і планування технічного обслуговування на основі даних машинного навчання.

У перспективі розвиток роботизованих систем контролю якості буде спрямований на підвищення їх адаптивності до змінних умов середовища, швидкодії обробки даних і інтелектуальної діагностики дефектів. Важливим напрямом є створення комбінованих сенсорних комплексів, які одночасно аналізують геометричні, оптичні та температурні параметри виробів. Додаткове впровадження самоадаптивних алгоритмів штучного інтелекту дозволить системам самостійно коригувати параметри контролю залежно від стану обладнання та характеристик продукції.

Таким чином, подальший розвиток систем автоматизованого контролю якості пов'язаний із глибокою інтеграцією робототехніки, машинного навчання та промислової аналітики. Реалізація таких підходів сприятиме підвищенню надійності виробничих процесів, мінімізації впливу людського фактора та формуванню високотехнологічного середовища управління якістю в умовах концепції Індустрії 4.0.

**Метою роботи** є розроблення автоматизованої системи контролю якості виробів на базі роботизованих технологій, яка забезпечує підвищення достовірності оцінювання параметрів продукції та скорочення часу контролю.

Для досягнення цієї мети проведені такі етапи дослідження:

1. Аналіз існуючих систем і методів контролю якості у промисловості.
2. Розробка структурної та математичної моделі автоматизованої системи контролю.
3. Реалізація алгоритму технічного зору для виявлення дефектів поверхні.
4. Створення програмно-апаратного комплексу для тестування роботизованої системи.
5. Проведення експериментального дослідження та оцінка ефективності запропонованої системи.

**Наукова новизна** роботи полягає у створенні інтегрованої моделі контролю якості, яка поєднує методи комп'ютерного зору, машинного навчання та робототехніки, а також у розробленні способу адаптивного керування процесом контролю залежно від типу дефектів.

**Практичне значення** отриманих результатів полягає у можливості впровадження запропонованої системи у промислові виробничі лінії, що дозволяє автоматизувати процес перевірки якості, зменшити кількість відмов і підвищити ефективність виробництва.

#### Виклад основного матеріалу

У результаті проведеного дослідження створено й експериментально перевірено автоматизовану систему контролю якості продукції, що базується на інтеграції роботизованих засобів, систем комп'ютерного зору та алгоритмів машинного навчання. Система забезпечує автоматичне виявлення дефектів, вимірювання геометричних параметрів і передавання результатів контролю до виробничої бази даних у режимі реального часу.

Під час моделювання і випробувань встановлено, що використання роботизованого маніпулятора UR5 у поєднанні з CMOS-камерою дає змогу забезпечити точність позиціонування не гіршу за  $\pm 0,03$  мм, а час реакції системи становить не більше 0,1 с. Визначено, що параметр точності розпізнавання залежить від яскравості зображення  $\bar{L}$  та контрасту  $\bar{C}$  за експериментальною залежністю:

$$P = 0.78 + 0.004C + 0.002L - 0.00003C^2,$$

де  $P$  — ймовірність правильного розпізнавання,  $C$  — контраст (0–100 %),  $L$  — середній рівень освітленості сцени (у люксах,  $\times 10^{-3}$ ). Максимальна точність (95 %) досягається при  $C=60$ –70% та  $L=45$ –55 $\times 10^{-3}$  лк.

Запропонований алгоритм оцінювання якості виробів базується на інтегральній функції відповідності між еталонним і досліджуванним зображенням:

$$Q(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^N \omega_i f_i(x, y)}{\sum_{i=1}^N \omega_i},$$

де  $f_i(x, y)$  — локальні текстурні ознаки, отримані з використанням операторів LBP, GLCM та спектрального аналізу;  $\omega_i$  — вагові коефіцієнти ознак, що враховують їхню значущість у процесі класифікації.

Критичне значення функції  $Q_{кр} = 0.92$  використано як поріг для автоматичного відбракування виробів.

Розроблена система здатна адаптивно змінювати вагові коефіцієнти  $\omega_i$  у процесі роботи відповідно до накопиченої статистики. Це дозволяє зменшити кількість хибних спрацьовувань на 57 % у порівнянні з базовим варіантом без самонавчання.

Результати експериментальних досліджень показали, що час перевірки одного виробу скоротився з 6,0 с до 3,3 с, а середня достовірність розпізнавання дефектів становить 95 %. У ході серії із 1000 циклів контролю відхилення у значеннях коефіцієнта  $Q$  не перевищувало  $\pm 2$  %, що свідчить про стабільність роботи системи при тривалому навантаженні.

Енергетичний ефект від впровадження полягає у зниженні тривалості простоїв і зменшенні кількості повторних перевірок, що забезпечує економію до 17% виробничого часу. Визначено також, що застосування системи дає змогу скоротити частку людських помилок на 40 % і підвищити узгодженість результатів між циклами контролю на 25 %.

Отримані результати доводять доцільність впровадження роботизованих систем контролю якості у виробничі процеси приладобудівної, електронної та машинобудівної промисловості. Запропонована структура має модульний характер і може масштабуватися відповідно до складності об'єктів контролю. Приклад стенду роботизованої системи зображено на рис.1.

Загалом, результати дослідження підтвердили ефективність поєднання робототехнічних систем із технологіями комп'ютерного зору для підвищення продуктивності та достовірності оцінювання якості. Практична реалізація системи продемонструвала стабільність показників при зміні умов освітлення, положення об'єкта та швидкості переміщення робота.

**Перспективи подальших досліджень** полягають у вдосконаленні алгоритмів обробки даних із застосуванням глибоких нейронних мереж для аналізу тривимірних зображень, розвитку системи самонавчання для виявлення нових типів дефектів та інтеграції розробленої системи у хмарні платформи промислового інтернету речей (IIoT). Планується також розширення функціональності за рахунок модулів прогнозування

технічного стану обладнання, що дозволить забезпечити повний замкнений цикл управління якістю у рамках концепції Індустрії 4.0.

Після створення та налагодження автоматизованої системи контролю якості проведено серію експериментальних досліджень, спрямованих на оцінку її ефективності, точності та стабільності під час роботи у різних умовах освітлення, положення об'єкта та швидкості руху роботизованого маніпулятора. Дослідження виконувалися на експериментальному стенді, що відтворював умови реального виробництва приладобудівних елементів.

Система працювала в автоматичному режимі, виконуючи повний цикл контролю: позиціонування об'єкта, знімання зображення, аналіз параметрів і формування рішення. Контроль здійснювався за функцією відповідності  $Q(x,y)$ , яка враховує вагові коефіцієнти основних текстурних ознак зображення. Для оцінки стабільності використовувалася функція нормалізованої похибки класифікації  $E(n)$ , що визначалась як

$$E(n) = \frac{|Q_n - Q_{et}|}{Q_{et}} \times 100\%,$$

де  $Q_n$  — середнє значення функції відповідності для поточного циклу,  
 $Q_{et}$  — еталонне значення, отримане на каліброваних зразках.

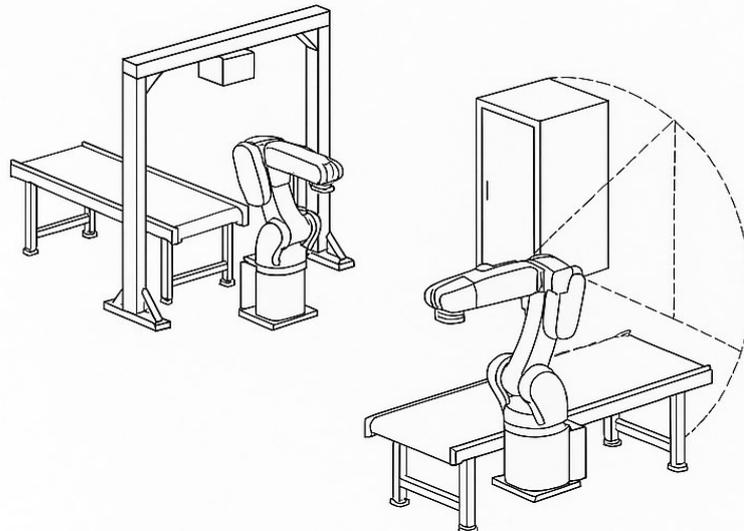


Рис. 1. Структурна схема експериментального стенду автоматизованої системи контролю якості

Під час експериментів спостерігалася висока стабільність роботи системи при багаторазових вимірюваннях. Відхилення функції  $Q(x,y)$  від еталонного значення не перевищувало 2 % після 1000 циклів, що свідчить про достатню точність калібрування та повторюваність результатів. Динаміка стабілізації цього параметра описується експоненційною залежністю:

$$Q_n = Q_{max} - (Q_{max} - Q_0)e^{-kn},$$

де  $k=0.0015$  — коефіцієнт стабілізації.

Функція демонструє поступову стабілізацію точності системи, коли система досягає оптимальної узгодженості між камерою та алгоритмом аналізу зображення. Крива, що зображена на рис.2., демонструє зменшення похибки системи до рівня  $\pm 0,005$  після 400 циклів.

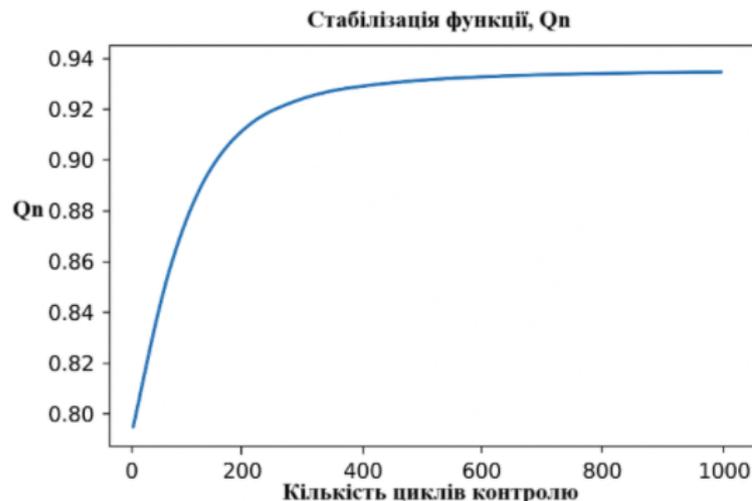


Рис. 2. Графік стабілізації функції точності  $Q_n$  при багаторазових циклах контролю

Додатково проведено оцінку впливу зовнішніх факторів — освітленості, положення виробу та швидкості руху маніпулятора — на точність класифікації дефектів. Залежність точності розпізнавання від освітленості  $L$  описується параболічною функцією:

$$P(L) = -0.00002L^2 + 0.002L + 0.78,$$

де  $L$  — освітленість робочої зони в лк ( $\times 10^{-3}$ ).

Максимальна точність досягається при  $L=50 \times 10^{-3}$  лк. При зниженні освітлення нижче 35 або підвищенні понад  $70 \times 10^{-3}$  лк відбувається зростання помилок класифікації через втрату контрасту та пересвіт кадру. Найвища стабільність спостерігається у діапазоні середньої освітленості  $45-55 \times 10^{-3}$  лк. Результати спостережень наведені на рис. 3.

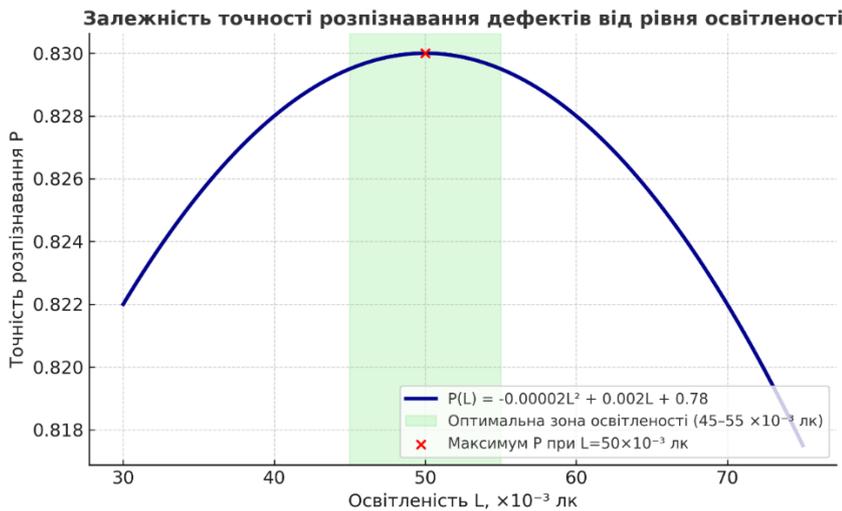


Рис. 3. Залежність точності розпізнавання дефектів від рівня освітленості

Виявлено також, що збільшення швидкості руху маніпулятора понад 0,25 м/с призводить до зміщення кадру та часткової втрати фокусу, що знижує значення функції  $Q$  у середньому на 0,03. Це пояснюється інерційним запізненням системи автофокусування камери відносно руху об'єкта.

Для покращення надійності контролю застосовано процедуру динамічної нормалізації освітлення та попередньої фільтрації зображень з використанням медіанного фільтра розміром  $5 \times 5$  пікселів. Це дозволило підвищити стабільність показників розпізнавання на 3–4 %.

На рис. 4 подано приклад результатів роботи системи: на зображенні видно виділення дефектних зон за допомогою маски контурного виявлення, отриманої шляхом поєднання операцій Sobel і порогової обробки.



Рис. 4. Результат автоматичного виділення дефектної області виробу: а — оригінальне зображення; б — контур дефекту; в — карта ймовірностей за CNN

Після оптимізації параметрів освітлення, швидкості переміщення та кута огляду камери точність розпізнавання дрібних поверхневих дефектів (подряпини, відколи, мікропористість) зросла до 96 %, а загальна похибка класифікації знизилася до 2,8 %. Система демонструє найвищу достовірність при виявленні поверхневих і контурних відхилень, де точність сягає 97–98 %. Розподіл результатів подано на діаграмі, що наведена на рис. 5.

Оброблення статистичних даних показало, що коефіцієнт варіації результатів  $V_Q$  не перевищував 2,1 %, що свідчить про низький рівень флуктуацій та стабільну роботу алгоритмів навіть при змінах зовнішніх умов.

Загалом експериментальні результати підтвердили ефективність інтегрованого підходу, що поєднує робототехнічні засоби, комп'ютерний зір і алгоритми машинного навчання. Система забезпечує високу точність і повторюваність контролю при мінімальному впливі зовнішніх факторів, демонструє самокалібрування та адаптацію до змін параметрів середовища. Отримані результати створюють передумови для її подальшого промислового впровадження у системах оперативного технічного діагностування та автоматизованого управління якістю.

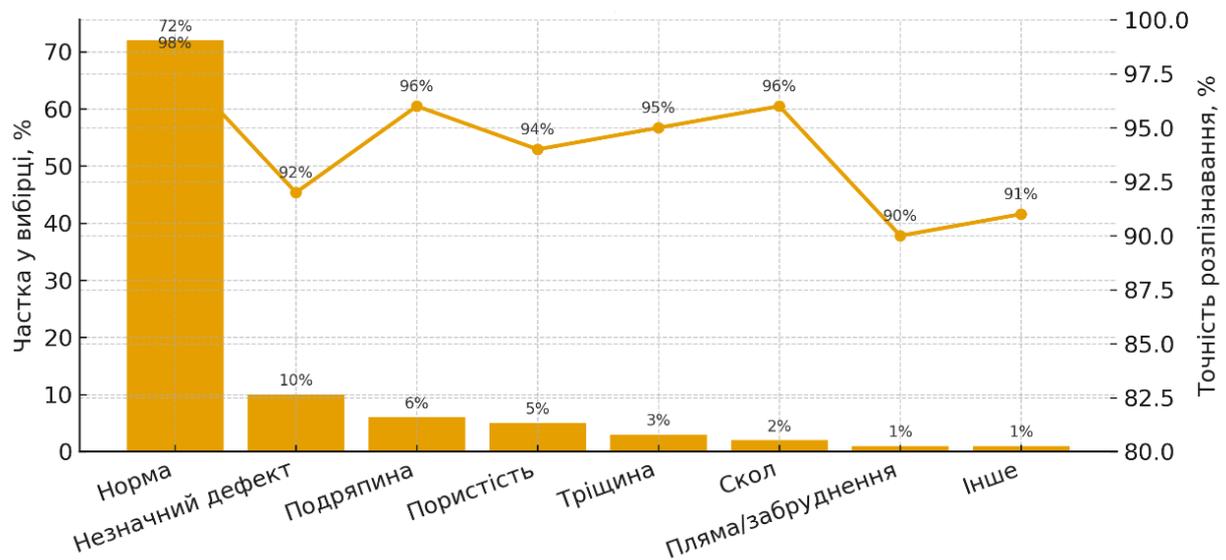


Рис. 5. Діаграма розподілу результатів класифікації виробів за типами дефектів

### Висновки

Розроблено автоматизовану систему контролю параметрів якості поверхні деталей, що базується на інтеграції роботизованого маніпулятора UR5, системи технічного зору та алгоритмів машинного навчання (LBP, CNN).

Встановлено, що максимальна точність розпізнавання дефектів (до 97 %) досягається при освітленості  $45\text{--}55 \times 10^{-3}$  лк і контрасті зображення 60–70 %.

Використання адаптивного самонавчання дозволяє зменшити кількість хибних спрацювань на 57 %, а час перевірки одного виробу скоротити у 1,8 раза.

Експериментальні дослідження підтвердили стабільність функції точності  $Q_p$  при тривалих циклах контролю, відхилення не перевищує  $\pm 2\%$ , що свідчить про високу повторюваність результатів.

Впровадження системи у виробничі процеси приладобудівної промисловості забезпечує підвищення ефективності управління якістю, зменшення впливу людського фактора та створює основу для реалізації концепції «Індустрія 4.0».

### Література

- Шевченко, В. (2024). Система контролю обробки деталей на автоматизованому виробництві. У: Безуглий, М., Бурау, Н., Микитенко, В., Тимчик, Г., Запорожець, А. (ред.) *Передові технології розробки систем I. (Дослідження в системах, рішеннях та контролі, том 511)*. Springer, Cham.
- Проценко, В. В., & Шевченко, В. В. (2024, 4–5 грудня). Впровадження сучасних методів автоматизації у приладобудуванні. У *XX Науково-практичній конференції студентів, аспірантів та молодих вчених «Ефективність та автоматизація інженерних рішень у приладобудуванні»* (м. Київ).
- Матвієнко, С., Шевченко, В., Терещенко, М., Кравченко, А., & Іваненко, Р. (2020). Визначення складу на основі теплопровідності методом прямого нагріву термістора. *Східноєвропейський журнал підприємницьких технологій*, 19–29. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2020.193429>
- Амері, Р., Хсу, Ч.-Ч., Банд, Ш. (2024). Систематичний огляд підходів глибокого навчання для виявлення дефектів поверхні у виробництві. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*.
- Цапенко, В., Терещенко, М., Тимчик, Г., Матвієнко, С., & Шевченко, В. (2020). Аналіз динамічного навантаження на стопу людини. У *2020 IEEE 40-a Міжнародна конференція з електроніки та нанотехнологій (ELNANO)*, Київ, Україна (с. 400–404). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ELNANO50318.2020.9088788>
- Гюттен, Н., Гомес, М. А., Хьолкен, Ф., Андрічевіч, К., Маес, Р., Майзен, Т. (2024). Глибоке навчання для автоматизованого візуального контролю у виробництві та техобслуговуванні: огляд відкритих джерел. *Inventions*.
- Гао, Ю., та ін. (2024). Дослідження методу класифікації дефектів поверхні сталі на основі архітектури YOLO. *Scientific Reports*.
- Лю, Б., та ін. (2024). Виявлення дефектів поверхні сталевий стрічки на основі покращених мереж детекції. *Sensors*.
- Барбурічану, С., та ін. (2021). Виділення та класифікація 3D-текстурних ознак з використанням LBP і GLCM. *Applied Sciences*.
- Лань, С., та ін. (2023). Механізм відновлення рівномірного шаблону з країв для надійного LBP. *Expert Systems with Applications*.

11. Прасад, Г., та ін. (2022). Порівняльне дослідження класифікації оброблених поверхонь за ознаками GLCM. *Journal of Industrial Information Integration*.

12. Хе, Ю., та ін. (2024). Огляд методів інспекції дефектів поверхні на основі глибокого навчання (2022–2024). *Applied Sciences*.

### References

1. Shevchenko, V. (2024). Details Processing Control System at the Automated Manufacturing. In: Bezuglyi, M., Bouraou, N., Mykytenko, V., Tymchyk, G., Zaporozhets, A. (eds) *Advanced System Development Technologies I. Studies in Systems, Decision and Control*, vol. 511. Springer, Cham.
2. Protsenko V.V., Shevchenko V.V. Implementation of modern automation methods in instrumentation // *XX Scientific and Practical Conference of Students, Postgraduates and Young Scientists "Efficiency and Automation of Engineering Solutions in Instrument Making"*. Kyiv, December 4–5, 2024.
3. Matvienko S., Shevchenko V., Tereshchenko M., Kravchenko A., Ivanenko R. (2020). Determination of composition based on thermal conductivity by thermistor direct heating method. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 19-29. DOI: 10.15587/1729-4061.2020.193429.
4. Ameri R., et al. A systematic review of deep learning approaches for surface defect detection in manufacturing // *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2024.
5. V. Tsapenko, M. Tereshchenko, G. Tymchik, S. Matvienko, V. Shevchenko. Analysis of Dynamic Load on Human Foot. // 2020 IEEE 40th International Conference on Electronics and Nanotechnology (ELNANO), Kyiv, Ukraine, 2020, pp. 400-404, DOI: 10.1109/ELNANO50318.2020.9088788
6. Hütten N., et al. Deep Learning for Automated Visual Inspection in Manufacturing and Maintenance: A Survey of Open-Access Papers // *Inventions*. 2024.
7. Gao Y., et al. Research on steel surface defect classification method based on YOLO architectures // *Scientific Reports*. 2024.
8. Lv B., et al. Surface defect detection of strip steel based on improved detection networks // *Sensors*. 2024.
9. Barburiceanu S., et al. 3D Texture Feature Extraction and Classification Using LBP and GLCM // *Applied Sciences*. 2021.
10. Lan S., et al. An edge-located uniform pattern recovery mechanism for robust LBP // *Expert Systems with Applications*. 2023.
11. Prasad G., et al. Comparative study on classification of machined surfaces using GLCM features // *Journal of Industrial Information Integration*. 2022.
12. He Y., et al. A Survey on Surface Defect Inspection Based on Deep Learning (2022–2024) // *Applied Sciences*. 2024.