

Ю. О. ЛЕБЕДЕНКО

кандидат технічних наук,  
доцент кафедри інформаційних та комп'ютерних технологій  
Київський національний університет технологій та дизайну  
ORCID: 0000-0002-1352-9240

І. І. КРИВОШЕЄНКО

магістрант кафедри інформаційних та комп'ютерних технологій  
Київський національний університет технологій та дизайну  
ORCID: 0009-0002-9047-1131

Н. В. БУНДА

магістрант кафедри інформаційних та комп'ютерних технологій  
Київський національний університет технологій та дизайну  
ORCID: 0009-0009-6932-260X

## АВТОМАТИЗАЦІЯ РЕСУРСНИХ ВИПРОБУВАНЬ ПОБУТОВОЇ ТЕХНІКИ НА ОСНОВІ РОБОТИЗОВАНОГО КОМПЛЕКСУ З СИСТЕМОЮ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ

Стаття присвячена проблематиці автоматизації ресурсних випробувань побутової техніки в умовах сучасних вимог до якості та безпеки продукції. Ресурсні випробування розглядаються як ключовий етап забезпечення надійності, довговічності та відповідності нормативним стандартам. Зростання конкуренції на ринку, підвищення очікувань споживачів та посилення регуляторних вимог актуалізують необхідність удосконалення методів тестування. Традиційні підходи, що ґрунтуються на ручному виконанні процедур, мають суттєві обмеження, зокрема низьку продуктивність, суб'єктивність оцінки та недостатні можливості моніторингу. У контексті концепції Індустрії 4.0 особливого значення набуває впровадження роботизованих комплексів із системами технічного зору, здатних забезпечити автоматизацію процесу випробувань та формування об'єктивної, відтвореної оцінки стану виробів. Проаналізовано сучасні методи ресурсних випробувань та визначено їх обмеження. Запропоновано структуру автоматизованого комплексу, що включає шестиосьовий маніпулятор Mitsubishi RV-2AJ із високою повторюваністю позиціонування, систему сенсорів для контролю механічних та електричних параметрів, а також підсистему комп'ютерного зору для візуальної діагностики. Роботизована підсистема забезпечує повторюваність механічних дій, контроль прикладених навантажень та синхронізацію з візуальною діагностикою, що суттєво підвищує об'єктивність випробувань. Підсистема комп'ютерного зору базується на промисловій високороздільній камері з апаратною синхронізацією та контрольованим освітленням. Зображення маркується метаданими та передається для аналізу нейромережею, яка виявляє візуальні дефекти та класифікує стан деталей. Така інтеграція забезпечує можливість кореляції функціональної деградації з візуальними ознаками пошкоджень для глибшого аналізу механізмів відмов. Розроблений комплекс реалізовано у форматі прототипу та проведено експериментальні випробування побутових приладів. Результати підтверджують ефективність запропонованого підходу: підвищення об'єктивності контролю, зменшення трудовитрат, прискорення циклів тестування та отримання комплексних звітів, що поєднують функціональні та візуальні індикатори деградації. Запропонований підхід може бути впроваджений у виробничих лабораторіях підприємств побутової техніки, центрах сертифікації та навчальних закладах.

**Ключові слова:** ресурсні випробування, побутова техніка, автоматизація, роботизований комплекс, комп'ютерний зір, машинне навчання, контроль якості, технічний зір, Індустрія 4.0.

YU. O. LEBEDENKO

Ph.D. in Technical Sciences,  
Associate Professor at the Department of Information  
and Computer Technologies  
Kyiv National University of Technologies and Design  
ORCID: 0000-0002-1352-9240

I. I. KRYVOSHEIENKO

Master's Student at the Department of Information  
and Computer Technologies  
Kyiv National University of Technologies and Design  
ORCID: 0009-0002-9047-1131

N. V. BUNDA

Master's Student at the Department of Information  
and Computer Technologies  
Kyiv National University of Technologies and Design  
ORCID: 0009-0009-6932-260X

## AUTOMATION OF RESOURCE TESTING OF HOUSEHOLD APPLIANCES BASED ON A ROBOTIC COMPLEX WITH A MACHINE VISION SYSTEM

*The article is devoted to the problem of automating resource testing of household appliances under modern requirements for product quality and safety. Resource testing is considered a key stage in ensuring reliability, durability, and compliance with regulatory standards. Increasing market competition, rising consumer expectations, and stricter regulatory demands emphasize the need to improve testing methodologies. Traditional approaches, based on manual execution of procedures, are limited by low productivity, subjective evaluation, and insufficient monitoring capabilities. Within the framework of Industry 4.0, particular importance is attached to the implementation of robotic complexes with machine vision systems, capable of automating the testing process and providing objective, reproducible assessment of product condition.*

*Modern methods of resource testing are analyzed and their limitations identified. A structure of an automated complex is proposed, which includes a six-axis Mitsubishi RV-2AJ manipulator with high positioning repeatability, a sensor system for monitoring mechanical and electrical parameters, and a computer vision subsystem for visual diagnostics. The robotic subsystem ensures repeatability of mechanical actions, control of applied loads, and synchronization with visual diagnostics, significantly increasing the objectivity of testing. The computer vision subsystem is based on an industrial high-resolution camera with hardware synchronization and controlled lighting. Images are tagged with metadata and transmitted for neural network analysis, which detects visual defects and classifies the condition of components. This integration enables correlation of functional degradation with visual signs of damage, providing deeper insight into failure mechanisms.*

*The developed complex has been implemented as a prototype and experimental testing of household appliances has been conducted. The results confirm the effectiveness of the proposed approach: improved objectivity of control, reduced labor costs, accelerated testing cycles, and generation of comprehensive reports combining functional and visual indicators of degradation. The proposed approach can be applied in production laboratories of household appliance enterprises, certification centers, and educational institutions.*

**Key words:** resource testing, household appliances, automation, robotic complex, computer vision, machine learning, quality control, technical vision, Industry 4.0.

### Постановка проблеми

Ресурсні випробування побутової техніки є невід'ємною складовою процесу забезпечення якості продукції і гарантування її відповідності вимогам надійності й безпеки. Зростання конкуренції на ринку, підвищення вимог споживачів до зовнішнього вигляду та довговічності виробів, а також посилення нормативних стандартів висувають жорсткіші вимоги до методів випробувань [1].

Традиційні підходи до ресурсних випробувань, що базуються на ручному моделюванні дій користувача, характеризуються рядом суттєвих недоліків. По-перше, вони є трудомісткими та вимагають значних витрат часу, особливо для циклічних тестів, де необхідно виконати тисячі повторюваних операцій. По-друге, ручне виконання операцій неминуче призводить до варіативності параметрів впливу – зусиль натискання, швидкості дій, траєкторій переміщень, що знижує відтворюваність результатів. По-третє, візуальна оцінка стану виробів під час випробувань є суб'єктивною і залежить від кваліфікації та уважності оператора, що особливо критично при багатоденних або багатоденних випробуваннях, коли втома людини неминуче впливає на якість контролю.

У контексті концепції Індустрії 4.0 особливої актуальності набуває використання роботизованих комплексів, які можуть імітувати реальні сценарії експлуатації побутових приладів з високою повторюваністю, здійснювати контроль навантажень та фіксувати параметри впливу за допомогою сенсорних систем [2]. Водночас, для повноцінної оцінки стану виробів необхідно не лише контролювати функціональні параметри (електричні характеристики, механічні зусилля, температурні режими), але й відстежувати візуальні зміни – появу тріщин, деформацій, знебарвлення, зношування поверхонь, порушення цілісності декоративних покриттів тощо. Інтеграція підсистем комп'ютерного зору в роботизовані випробувальні комплекси дозволяє автоматизувати процес візуальної діагностики, забезпечити об'єктивну та документовану оцінку візуальних дефектів, а також встановити кореляції між функціональною деградацією та візуальними змінами виробів.

### Аналіз останніх досліджень і публікацій

Питання автоматизації ресурсних випробувань та застосування роботизованих систем у промисловому тестуванні активно досліджуються у світовій науковій спільноті. Проведення ресурсних випробувань побутової техніки регламентується комплексом міжнародних та національних стандартів, зокрема серією ІЕС 60335, що визначає вимоги безпеки електричних побутових приладів [1]. Стандарти встановлюють мінімальні вимоги до кількості циклів роботи, які виріб повинен витримати при номінальних параметрах. Наприклад, для автоматичних вимикачів застосовуються стандарти ІЕС 60898 та ІЕС 60947-2, які визначають від 10000 до 20000 циклів увімкнення-вимкнення при номінальному струмі залежно від класу пристрою.

У роботі [5] детально розглянуто концепцію Індустрії 4.0, що передбачає глибоку інтеграцію фізичних виробничих процесів з цифровими технологіями. Ключовими технологіями Індустрії 4.0 є Інтернет речей (IoT), що дозволяє підключати випробувальне обладнання до єдиної мережі; великі дані та аналітика (Big Data & Analytics) для обробки величезних обсягів інформації; штучний інтелект та машинне навчання для інтерпретації результатів; цифрові двійники для моделювання процесів деградації; хмарні обчислення для централізованого зберігання даних.

Паралельно розвиваються технології комп'ютерного зору для промислового контролю якості [3]. Системи технічного зору складаються з декількох ключових компонентів: джерела світла та системи освітлення, оптичного об'єктиву, камери (зазвичай на базі CMOS або CCD сенсорів), модуля обробки зображень та системи прийняття рішень. Освітлення є критично важливим елементом, оскільки воно безпосередньо впливає на якість отриманого зображення та здатність системи виявляти дефекти.

Застосування глибокого навчання (Deep Learning) у комп'ютерному зорі докорінно змінило підходи до виявлення дефектів. Глибинне навчання та згорткові нейронні мережі (CNN) [7], що стали стандартом де-факто для задач класифікації зображень, на відміну від традиційних методів, що вимагають ручного проектування ознак, автоматично навчаються виділяти релевантні характеристики безпосередньо з вихідних зображень, що значно підвищує точність розпізнавання.

Водночас, наявні дослідження переважно розглядають роботизовані системи випробувань та системи комп'ютерного зору як окремі напрямки. Роботи, присвячені автоматизації випробувань, зосереджуються на механічному виконанні дій та контролі функціональних параметрів, але не приділяють достатньої уваги візуальній діагностиці. З іншого боку, дослідження систем технічного зору фокусуються на виявленні дефектів, але не розглядають їх у контексті динамічного моніторингу стану виробів під час тривалих циклічних випробувань. Інтеграція цих технологій у єдиний комплекс для ресурсних випробувань побутової техніки залишається мало-дослідженою проблемою, що визначає актуальність даної роботи.

### Формулювання мети дослідження

Метою роботи є розробка роботизованого випробувального комплексу з інтегрованою підсистемою комп'ютерного зору, що забезпечує автоматизовану, об'єктивну та відтворювану оцінку візуальних і функціональних змін побутової техніки під час ресурсних випробувань.

### Викладення основного матеріалу дослідження

Роботизований комплекс для ресурсних випробувань побутової техніки є складною мехатронною системою, що включає механічну підсистему, систему керування, сенсорні модулі та програмне забезпечення для збору й аналізу даних.

Структуру випробувального стенду наведено на рис. 1. Для повноти оцінки стану зразка під час циклічних випробувань комплекс обладнано системою сенсорів, що включає: датчики сили та моменту для контролю механічних впливів (діапазон 0-50 Н, точність 0.1 Н); датчики температури для моніторингу теплового режиму (діапазон -20...+150°C, точність 0.5°C); вимірювачі електричних параметрів (струм до 16 А, напруга до 400 В, потужність до 3.5 кВт); акустичні датчики для аналізу звукових характеристик (частотний діапазон 20 Гц – 20 кГц); датчики вібрації для виявлення аномальних коливань (діапазон 0-500 Гц).

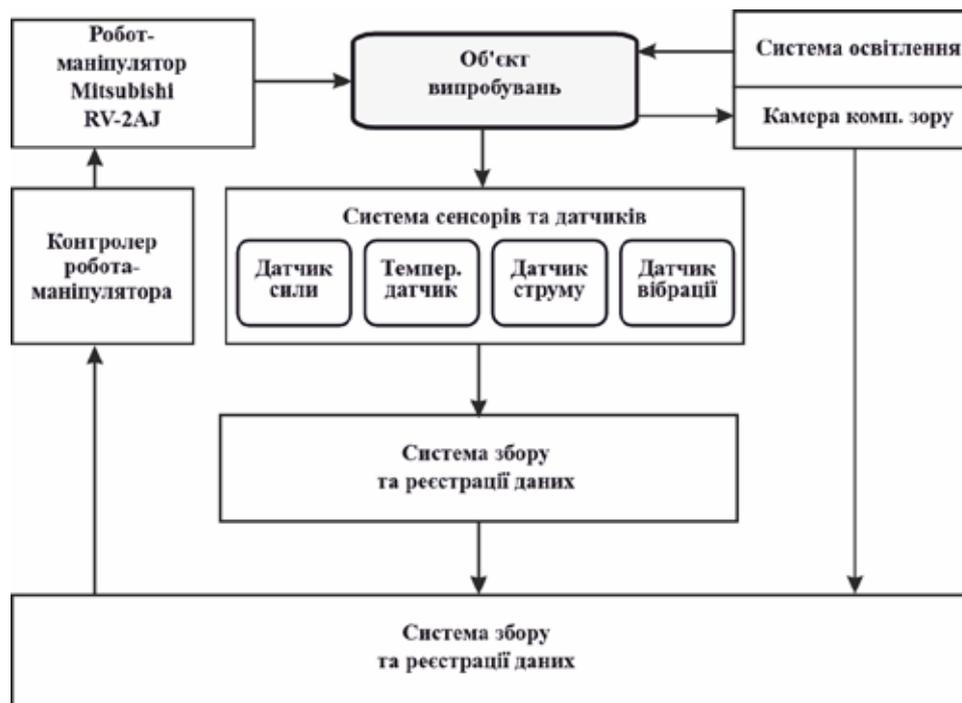


Рис. 1. Структура роботизованого випробувального комплексу

В якості робочого органу комплексу застосовано Mitsubishi RV-2AJ – компактний шестиосьовий маніпулятор із високою повторюваністю позиціонування та достатнім робочим радіусом для охоплення зон випробувального стенда [2] (рис. 2).

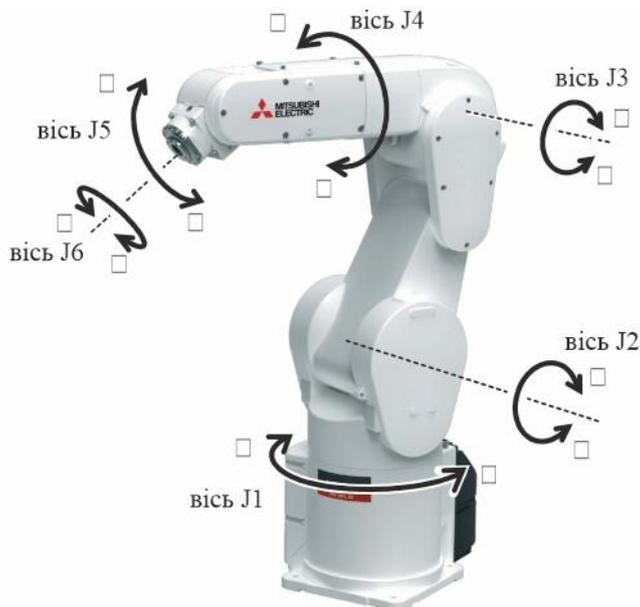


Рис. 2. Загальний вигляд шестиосьового маніпулятора Mitsubishi RV-2AJ

Маніпулятор забезпечує виконання стандартних операцій випробувань: натискання кнопок та перемикачів, обертання регуляторів, переміщення об'єктів, захоплення та звільнення деталей, а також комбіновані рухи з заданими профілями швидкості і прискорення. Приклад фрагмента програми у форматі MELFA BASIC для випробування автоматичного вимикача (рис. 3) демонструє циклічне перемикання з контролем кількості виконаних операцій.

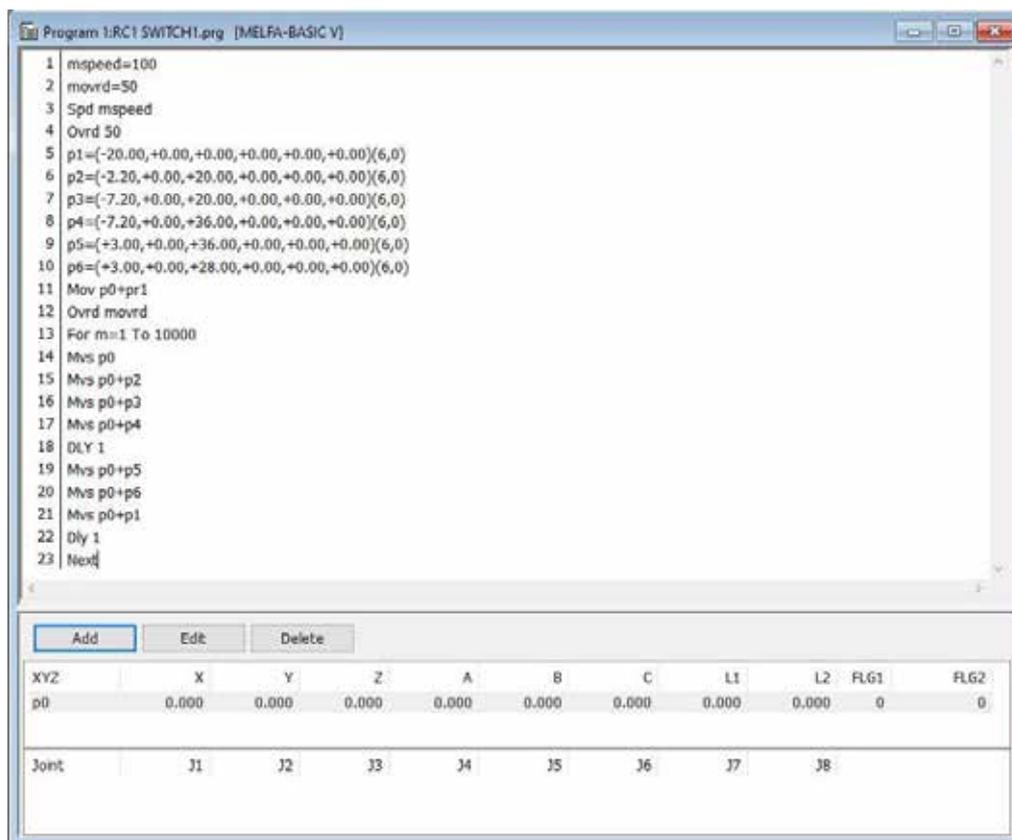


Рис. 3. Приклад фрагмента програми у форматі MELFA BASIC для випробування автоматичного вимикача

Програма забезпечує переміщення робота між позиціями «Вимкнено» та «Увімкнено», виконання дій перемикачання з заданими затримками для стабілізації, підрахунок виконаних циклів та автоматичне завершення після досягнення заданої кількості повторень.

Роботизована підсистема забезпечує: повторюваність і відтворюваність механічних дій з відхиленням параметрів менше 2%; контроль прикладених навантажень через інтегровані датчики сили та моменту з точністю 0.1 Н; детерміновану синхронізацію з візуальною діагностикою через цифрові тригери; можливість масштабування тестових сценаріїв під різні типи виробів шляхом зміни координат точок та параметрів дій; безперервну роботу протягом тривалого часу без втоми, характерної для ручної праці, що особливо важливо для випробувань з кількістю циклів 5000-20000.

Для виявлення візуальних дефектів та контролю змін зовнішнього вигляду виробів під час випробувань у склад комплексу інтегровано підсистему комп'ютерного зору [3]. Структура підсистеми комп'ютерного зору охоплює такі компоненти:

1. Система освітлення: використовується світлодіодне освітлення з регульованою інтенсивністю (1000–5000 лк) та спектральними характеристиками (5500–6500 К), що гарантує стабільність результатів при повторних вимірах. Джерело світла має спектр, максимально наближений до природного денного (CRI > 90), що забезпечує точну передачу кольорів і дає змогу фіксувати зміни відтінків.

2. Оптична система: використовується об'єктив із фіксованою фокусною відстанню (16–35 мм), що забезпечує стабільну якість зображення. Важливим є рівень корекції аберацій – сферичної, коматичної, астигматизму, кривизни поля та хроматичної. Сучасні промислові об'єктиви мають високий ступінь компенсації цих спотворень, що гарантує рівномірну чіткість по всій площі кадру.

3. Камера та сенсор: застосовується промислова високороздільна CMOS-камера з роздільною здатністю 5 Мп (2448×2048 пікселів) та апаратною синхронізацією кадрів із роботизованою підсистемою. Камера здійснює захоплення кадрів у момент стабілізації позиції робота (затримка 50–100 мс), що виключає розмиття.

4. Модуль обробки зображень: кожне зображення маркується метаданими (номер циклу, часова мітка, параметри освітлення, координати робота, температура об'єкта) та передається на рівень аналізу. Попередня обробка включає адаптивне вирівнювання гістограми, корекцію освітлення (top-hat transform), фільтрацію шумів

(білінійний або медіанний фільтр), сегментацію (Otsu, watershed) та виділення областей інтересу (ROI) для оптимізації обчислень.

Для виявлення дефектів застосовуються методи машинного навчання та комп'ютерного зору. Сучасні нейромережеві методи, зокрема згорткові нейронні мережі (CNN), дозволяють автоматично навчатися ознакам дефектів без ручного проектування [7]. Навчання здійснюється на наборах із 5000–10000 зображень, що забезпечує точність класифікації на рівні 95–98%. Архітектура може базуватися на ResNet-50, VGG-16 або MobileNet-V2, адаптованих до специфіки побутової техніки.

Типи дефектів, що виявляються підсистемою комп'ютерного зору:

- Тріщини та механічні пошкодження корпусу (мінімальна ширина тріщини, що детектується, – 0.1 мм);
- Деформації поверхонь (відхилення від площини більше 0.5 мм на відстані 10 мм);
- Знебарвлення та зміна кольору внаслідок температурного впливу (зміна відтінку більше 5 одиниць  $\Delta E$  в колірному просторі Lab);
- Зношування рухомих частин (зменшення товщини елементів більше 0.2 мм);
- Забруднення та накопичення продуктів зношування;
- Порушення цілісності декоративних покриттів (відшарування, подряпини);
- Зміна геометричних розмірів деталей внаслідок деформації.

У зворотному напрямку модель комп'ютерного зору повертає рішення про стан деталі з трьома рівнями класифікації: «нормальний стан» (confidence > 90%), «попередження про можливий дефект» (confidence 70-90%, потребує уваги), «критичний дефект» (confidence > 90%, випробування слід зупинити) та рекомендації щодо подальших дій (продовжити випробування, провести додаткову діагностику іншими методами, зупинити тест для ручного огляду експертом) [3]. Кожне рішення супроводжується візуалізацією – виділенням на зображенні області, що містить дефект, та зазначенням типу дефекту.

Ключовою особливістю розробленого комплексу є тісна інтеграція роботизованої підсистеми з системою комп'ютерного зору, що створює синергетичний ефект та забезпечує якісно новий рівень автоматизації ресурсних випробувань.

Роботизована система та камера працюють у скоординованому режимі через протокол промислового зв'язку Ethernet/IP: після виконання кожного N-го циклу операцій (типово N=100 для швидких випробувань або N=10 для детального моніторингу) робот переміщує об'єкт у зону огляду камери в стандартизованій позиції з точністю  $\pm 0.1$  мм, система освітлення активується за 50 мс до зйомки для стабілізації, здійснюється захоплення кадру з часом експозиції 1-5 мс, освітлення вимикається, робот повертає об'єкт до робочої позиції. Така синхронізація забезпечує стабільність умов спостереження та дозволяє виявляти навіть незначні зміни стану виробу (від 0.1 мм для геометричних дефектів).

Інтеграція дає змогу встановлювати кореляції між функціональною деградацією параметрів (зростання зусилля перемикачів на 10-30% протягом перших 1000 циклів, зміна електричних характеристик – збільшення перехідного опору контактів на 5-15 мОм, поява аномальних звуків з амплітудою вище порогового значення) та візуальними ознаками зношування. Наприклад, збільшення зусилля натискання кнопки може корелювати з появою тріщин у пластиковому механізмі розміром 0.2-0.5 мм, що фіксується камерою. Знебарвлення контактних поверхонь (зміна кольору на 10-20 одиниць  $\Delta E$ ) корелює зі збільшенням перехідного опору. Такий аналіз дозволяє глибше зрозуміти механізми відмов та оптимізувати конструкцію виробів за принципом зворотного зв'язку.

Така інтеграція робототехнічних засобів і методів комп'ютерного зору забезпечує низку практичних переваг:

1. Підвищення об'єктивності оцінки завдяки алгоритмічним критеріям виявлення дефектів замість суб'єктивної візуальної оцінки оператором. Автоматизована система не схильна до втоми, неухважності чи індивідуальних відмінностей у сприйнятті. Міжоператорська варіативність оцінки зменшується з 20-30% до 2-5%.

2. Прискорення циклів тестування за рахунок одночасного збору сенсорних і візуальних даних без необхідності зупиняти випробування для ручного огляду. Безперервна робота роботизованого комплексу дозволяє скоротити календарний час випробувань у 3-5 разів. Один роботизований комплекс може замінити роботу 2-3 операторів у багатозмінному режимі, що знижує трудовитрати на 40-60%.

3. Можливість кореляції функціональної деградації з візуальними ознаками пошкоджень для глибшого аналізу причин і механізмів виходу з ладу. Така інформація є цінною для інженерів-конструкторів при оптимізації дизайну виробів та дозволяє скоротити час розробки нових моделей на 15-25%.

4. Отримання комплексних звітів, які поєднують функціональні параметри та візуальні індикатори деградації виробів. Така документація повністю відповідає вимогам систем менеджменту якості ISO 9001 та забезпечує повну простежуваність результатів випробувань.

### Висновки

Таким чином, запропонований роботизований випробувальний комплекс на базі шестиосьового маніпулятора Mitsubishi RV-2AJ з інтегрованою системою комп'ютерного зору забезпечує високу повторюваність механічних дій, контроль прикладених навантажень та синхронізацію з візуальною діагностикою підсистемою

комп'ютерного зору на базі промислової камери з CMOS-сенсором та нейромережових алгоритмів обробки, що забезпечує автоматизоване виявлення дефектів. Практичні переваги запропонованого підходу включають підвищення об'єктивності контролю, зменшення трудовитрат, прискорення циклів тестування та отримання комплексних звітів. Розроблений комплекс може бути впроваджений у виробничих лабораторіях підприємств побутової техніки, центрах сертифікації продукції, а також у навчальних закладах для підготовки фахівців з автоматизації та робототехніки. Подальші дослідження доцільно спрямувати на розширення номенклатури об'єктів випробувань, розробку спеціалізованих нейромережових архітектур для різних типів дефектів, а також на створення цифрових двійників виробів для прогнозного моделювання надійності.

#### Список використаної літератури

1. ДСТУ 3021-95. Випробування і контроль якості продукції. Терміни та визначення. Київ: Держстандарт України, 1995. 51 с. URL: [https://dbn.co.ua/load/normativy/dstu/dstu\\_3021\\_95/5-1-0-1619](https://dbn.co.ua/load/normativy/dstu/dstu_3021_95/5-1-0-1619) (дата звернення: 17.11.2025).
2. Mitsubishi Electric Corporation. RV-1A/2AJ Series Robot Arm Setup & Maintenance : Instruction Manual BFP-A8052-E. 2009. 382 p. URL: <https://dl.mitsubishielectric.com/dl/fa/document/manual/robot/bfp-a8052/bfp-a8052e.pdf> (дата звернення: 17.11.2025).
3. Machine Vision Systems: Types, Functions and Applications. IQSDirectory. URL: <https://www.iqsdirectory.com/articles/machine-vision-system.html> (дата звернення: 17.11.2025).
4. IEC 60335-1:2020. Household and similar electrical appliances – Safety – Part 1: General requirements. International Electrotechnical Commission, 2020.
5. Schwab K. The Fourth Industrial Revolution. New York : Crown Business, 2017. 192 p.
6. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. Cambridge : MIT Press, 2016. 775 p.
7. Zhang Z. A flexible new technique for camera calibration. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2000. Vol. 22, No. 11. P. 1330–1334. DOI: 10.1109/34.888718

#### References

1. Derzhavnyi standart Ukrainy (DSTU) 3021-95. (1995). Vyprovuvannia i kontrol yakosti produktsii. Terminy ta vyznachennia [Testing and quality control of products. Terms and definitions]. Retrieved November 17, 2025, from [https://dbn.co.ua/load/normativy/dstu/dstu\\_3021\\_95/5-1-0-1619](https://dbn.co.ua/load/normativy/dstu/dstu_3021_95/5-1-0-1619)
2. Mitsubishi Electric Corporation. (2009). RV-1A/2AJ Series Robot Arm Setup & Maintenance: Instruction Manual BFP-A8052-E. Retrieved from <https://dl.mitsubishielectric.com/dl/fa/document/manual/robot/bfp-a8052/bfp-a8052e.pdf>
3. Machine Vision Systems: Types, Functions and Applications. (n.d.). IQSDirectory. Retrieved from <https://www.iqsdirectory.com/articles/machine-vision-system.html>
4. IEC 60335-1:2020. (2020). Household and similar electrical appliances – Safety – Part 1: General requirements. International Electrotechnical Commission.
5. Schwab, K. (2017). The Fourth Industrial Revolution. New York: Crown Business.
6. Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep Learning. Cambridge: MIT Press.
7. Zhang, Z. (2000). A flexible new technique for camera calibration. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 22(11), 1330–1334. <https://doi.org/10.1109/34.888718>

*Дата першого надходження рукопису до видання: 18.11.2025*

*Дата прийнятого до друку рукопису після рецензування: 15.12.2025*

*Дата публікації: 31.12.2025*