

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Автоматики і комп'ютеризованих технологій
(повна назва)
Кафедра Комп'ютерно-інтегрованих технологій, автоматизації та
робототехніки
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

Пояснювальна записка

перший (бакалаврський)
(рівень вищої освіти)
«Розробка програмного модуля ідентифікації радіодеталей в складській
системі»
(тема)

Виконав здобувач IV року навчання,
групи АКТАКІТ-21-2
Герман БАБИЧ
(власне ім'я, прізвище)

Спеціальності 151 Автоматизація та
комп'ютерно-інтегровані технології
(код і повна назва напрямку)

Тип програми Освітньо-професійна
Освітня програма Автоматизація та
комп'ютерно-інтегровані технології
(назва)

Керівник доц. каф. КІТАР Світлана МАКСИМОВА
(посада, власне ім'я, прізвище)

Допускається до захисту
Зав. кафедри КІТАР

(підпис)

Ігор НЕВЛЮДОВ
(власне ім'я, прізвище)

Я, як здобувач вищої освіти ХНУРЕ, розумію та підтримую політику закладу з академічної доброчесності. Я не надавав та не одержував недозволену допомогу під час підготовки кваліфікаційної роботи. Я не використовував штучний інтелект для підготовки кваліфікаційної роботи. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело.

10.06.2025

A handwritten signature in blue ink, consisting of several overlapping loops and strokes, positioned in the center of the page.

Герман БАБИЧ

(власне ім'я, прізвище)

ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ РАДІОЕЛЕКТРОНІКИ

Факультет _____ АКТ _____
Кафедра _____ КІТАР _____
Рівень вищої освіти _____ перший (бакалаврський) _____
Спеціальність _____ 151 Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології _____
Тип програми _____ Освітньо-професійна _____
Освітня програма _____ Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології _____
(шифр і назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав.кафедри _____
(підпис)

« 03 » березня 2025р.

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

здобувачеві _____ Бабичу Герману Олексійовичу _____
(шифр і назва)

1. Тема роботи: _____ Розробка програмного модуля ідентифікації
радіодеталей в складській системі _____

Затверджена наказом університету від _____ 19.05.2025 №390 Ст _____

2. Термін подання здобувачем роботи до екзаменаційної комісії _____ 18.06.2025р. _____

3. Вихідні дані до роботи: 3.1 Система комп'ютерного зору; 3.2 Ідентифікація
деталей типу SMD або BGA (мікроконтролери, мікропроцесори, мікросхеми);
3.3 Розпізнавання маркування _____

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі: 4.1 Вступ; _____

4.2 Особливості автоматизованих складських систем; 4.3 Методи _____

ідентифікації об'єктів у промисловості; 4.4 Використання комп'ютерного _____

зору для розпізнавання радіодеталей; 4.5 Аналіз існуючих алгоритмів _____

розпізнавання маркування радіодеталей; 4.6 Розробка вимог до програмного _____

забезпечення; 4.7 Розробка IDEF0 діаграми; 4.8 Вибір середовища та _____

бібліотек для розробки програмного модуля ідентифікації радіодеталей в _____

складській системі; 4.9 Модель розпізнавання та ідентифікації маркування _____

мікросхем із використанням системи комп'ютерного зору; 4.10 Розробка _____

архітектури програмного модуля; 4.11 Розробка алгоритму розпізнавання та _____

ідентифікації маркування радіодеталей; 4.12 Розробка програми для генерації _____

зображень маркування для CNN; 4.13 Розробка програми навчання CNN- _____

моделі на синтетичних маркуваннях; 4.14 Розроблення програмного модуля _____

розпізнавання маркування на зображенні ; 4.15 Тестування роботи _____

програмного модуля ідентифікації радіодеталей; 4.16 Висновки _____

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (п.5 включається до завдання за рішенням випускової кафедри). Графічний демонстраційний матеріал в форматі PowerPoint(*.ppt) формату А4 – 10-15 сторінок.

6. Консультанти розділів роботи (п.6 включається до завдання за наявності консультантів згідно з наказом, зазначеним у п.1)

Найменування розділу	Консультант (посада, прізвище, ім'я, по-батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналіз сучасних програм обліку радіодеталей в складській системі	25.03.2025-04.04.2025	виконано
2	Розробка вимог до ПЗ	04.04.2025-08.04.2025	виконано
3	Розробка IDEF0 діаграми	09.04.2025-13.04.2025	виконано
4	Вибір середовища та бібліотек	14.04.2025-18.04.2025	виконано
5	Модель розпізнавання та ідентифікації маркування мікросхем	19.04.2025-25.04.2025	виконано
6	Розробка архітектури програмного модуля	26.04.2025-02.05.2025	виконано
7	Розробка алгоритму розпізнавання та ідентифікації маркування радіодеталей	03.05.2025-04.05.2025	виконано
8	Розробка програми для генерації зображень маркування для CNN	05.05.2025-10.05.2025	виконано
9	Розробка програми навчання CNN-моделі на синтетичних маркуваннях	11.05.2025-23.05.2025	виконано
10	Розроблення програмного модуля розпізнавання маркування на зображенні	24.05.2025-01.06.2025	виконано
11	Тестування роботи програмного модуля ідентифікації радіодеталей	02.06.2025-06.06.2025	виконано

Дата видачі завдання 3 березня 2025р.

Здобувач



(підпис)

Герман БАБИЧ

(прізвище, ініціали)

Керівник роботи

(підпис)

Світлана Максимова

(прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 67 с., 5 табл., 9 рис., 2 дод., 22 джерел.

ІДЕНТИФІКАЦІЯ, МАРКУВАННЯ, КОМП'ЮТЕРНИЙ ЗІР, НЕЙРОННА МЕРЕЖА, АВТОМАТИЗОВАНА СКЛАДСЬКА СИСТЕМА, РОЗПІЗНАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ, ПРОГРАМНИЙ МОДУЛЬ.

Метою роботи є підвищення ефективності розпізнавання радіодеталей в складській системі.

Об'єктом розробки є процес ідентифікації текстової інформації.

Предметом розробки є методи, алгоритми та програмне забезпечення розпізнавання та ідентифікації маркування радіодеталей.

В кваліфікаційній роботі проведено аналіз особливостей автоматизованих складських систем, методів ідентифікації об'єктів у промисловості, використання комп'ютерного зору для розпізнавання радіодеталей та існуючі алгоритми розпізнавання маркування радіодеталей. Розроблено вимоги до програмного забезпечення та IDEF0 діаграми. Вибрано середовище та бібліотеки для розробки програмного модуля ідентифікації радіодеталей в складській системі. Розроблено модель розпізнавання та ідентифікації маркування мікросхем із використанням системи комп'ютерного зору. Розроблено архітектуру програмного модуля та алгоритм розпізнавання та ідентифікації маркування радіодеталей. Також розроблено програму для генерації зображень маркування для CNN, програму навчання CNN-моделі на синтетичних маркуваннях та програмний модуль розпізнавання маркування на зображенні. Протестовано роботу програмного модуля ідентифікації радіодеталей в складській системі. Результати кваліфікаційної роботи можна віднести до Цілей сталого розвитку 9 «Промисловість, інновації та інфраструктура», а саме 9.4.

ABSTRACT

Explanatory note: 67 pages, 5 tables, 9 figures, 2 app, 22 sources.

IDENTIFICATION, MARKING, COMPUTER VISION, NEURAL NETWORK, AUTOMATED WAREHOUSE SYSTEM, IMAGE RECOGNITION, SOFTWARE MODULE.

The purpose of the work is to increase the efficiency of radio component recognition in the warehouse system.

The object of the development is the process of identifying text information.

The subject of the development is methods, algorithms and software for recognizing and identifying radio component markings.

The qualification work analyzes the features of automated warehouse systems, methods for identifying objects in industry, the use of computer vision for recognizing radio components and existing algorithms for recognizing radio component markings. Requirements for software and IDEF0 diagrams are developed. The environment and libraries are selected for the development of a software module for identifying radio components in the warehouse system. A model for recognizing and identifying microcircuit markings using a computer vision system has been developed. The architecture of the software module and the algorithm for recognizing and identifying radio component markings have been developed. A program for generating marking images for CNN, a program for training a CNN model on synthetic markings, and a software module for recognizing markings in an image have also been developed. The operation of the software module for identifying radio components in a warehouse system has been tested. The results of the qualification work can be attributed to Sustainable Development Goals 9 "Industry, Innovation and Infrastructure", namely 9.4.

ЗМІСТ

Перелік умовних скорочень	9
Вступ.....	10
1 Аналіз сучасних програм обліку радіодеталей в складській системі.....	12
1.1 Особливості автоматизованих складських систем	12
1.2 Методи ідентифікації об'єктів у промисловості.....	14
1.3 Використання комп'ютерного зору для розпізнавання радіодеталей ...	17
1.4 Аналіз існуючих алгоритмів розпізнавання маркування радіодеталей	18
2 Проектування програмного модуля ідентифікації радіодеталей	22
2.1 Розробка вимог до програмного забезпечення	22
2.2 Розробка IDEF0 діаграми	25
2.3 Вибір середовища та бібліотек для розробки програмного модуля ідентифікації радіодеталей в складській системі.....	30
2.4 Модель розпізнавання та ідентифікації маркування мікросхем із використанням системи комп'ютерного зору	31
2.5 Розробка архітектури програмного модуля	35
2.6 Розробка алгоритму розпізнавання та ідентифікації маркування радіодеталей.....	37
3 Розробка та реалізація програмного модуля	44
3.1 Розробка програми для генерації зображень маркування для CNN	44
3.2 Розробка програми навчання CNN-моделі на синтетичних маркуваннях.....	47
3.3 Розроблення програмного модуля розпізнавання маркування на зображенні.....	50
3.4 Тестування роботи програмного модуля ідентифікації радіодеталей в складській системі.....	53
3.5 Охорона праці.....	56

Висновки	58
Перелік джерел посилання	60
Додаток А Фрагмент коду програми.....	64
Додаток Б Демонстраційний матеріал	66

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

ACC – автоматизовані складські системи;

AGV – автоматизовані візки;

CRNN – convolutional recurrent neural network;

CTC – connectionist temporal classification;

HMI – людино-машинний інтерфейс;

OCR – оптичне розпізнавання тексту;

RFID – radio frequency identification;

WMS – warehouse management system;

YOLO – you only look once.

ВСТУП

У сучасних умовах автоматизації виробництва та логістики особливої ваги набуває впровадження технологій комп'ютерного зору для зменшення ручної праці, підвищення ефективності ідентифікації та обліку радіодеталей. Проблема полягає в складності ідентифікації дрібних компонентів з різноманітним маркуванням, що часто має неуніфікований вигляд і може бути пошкодженом або зношеним.

Саме тому, розробка програмного модуля, здатного автоматично розпізнавати та ідентифікувати маркування радіодеталей, є актуальною задачею для підприємств, які працюють з електронними компонентами. Використання комп'ютерного зору та методів глибинного навчання дозволяє істотно скоротити час обробки компонентів, знизити кількість помилок та підвищити загальну ефективність функціонування складських систем. Такий підхід сприяє цифровій трансформації виробничих і логістичних процесів, що відповідає сучасним тенденціям розвитку промисловості.

Метою роботи є підвищення ефективності розпізнавання радіодеталей в складській системі.

Об'єктом розробки є процес ідентифікації текстової інформації.

Предметом розробки є методи, алгоритми та програмне забезпечення розпізнавання та ідентифікації маркування радіодеталей.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання:

- провести аналіз особливостей автоматизованих складських систем;
- провести аналіз методів ідентифікації об'єктів у промисловості;
- провести аналіз використання комп'ютерного зору для розпізнавання радіодеталей;
- провести аналіз існуючих алгоритмів розпізнавання маркування радіодеталей;

- розробити вимоги до програмного забезпечення;
- розробити IDEF0 діаграми;
- провести вибір середовища та бібліотек для розробки програмного модуля ідентифікації радіодеталей в складській системі;
- розробити модель розпізнавання та ідентифікації маркування мікросхем із використанням системи комп'ютерного зору;
- розробити архітектуру програмного модуля;
- розробити алгоритм розпізнавання та ідентифікації маркування радіодеталей;
- розробити програму для генерації зображень маркування для CNN;
- розробити програму навчання CNN-моделі на синтетичних маркуваннях;
- розробити програмний модуль розпізнавання маркування на зображенні;
- провести тестування роботи програмного модуля ідентифікації радіодеталей в складській системі.

Кваліфікаційна робота виконана згідно [1-3].

1 АНАЛІЗ СУЧАСНИХ ПРОГРАМ ОБЛІКУ РАДІОДЕТАЛЕЙ В СКЛАДСЬКІЙ СИСТЕМІ

1.1 Особливості автоматизованих складських систем

Автоматизовані складські системи (АСС) є невід'ємною складовою сучасного виробництва, логістики та торгівлі. Вони забезпечують ефективне управління процесами зберігання, обліку та обробки товарів, значно підвищуючи продуктивність та зменшуючи ймовірність помилок, пов'язаних з людським фактором. Основною метою впровадження АСС є оптимізація роботи складу, мінімізація часу на пошук і відвантаження товарів, а також точне ведення обліку номенклатури [4].

Однією з ключових особливостей АСС є використання спеціалізованого програмного забезпечення, зокрема WMS (Warehouse Management System). Такі системи надають можливість централізованого управління всіма процесами складу. WMS забезпечує чітке ведення обліку товарів, оптимізацію логістичних маршрутів, планування завантаження та розвантаження, а також інтеграцію з обліковими ERP-системами підприємства, що дозволяє уникнути дублювання даних і забезпечити їхню актуальність у всіх підсистемах.

Ще одним важливим аспектом є впровадження засобів автоматизованої ідентифікації товарів, найбільш поширеними методами є використання штрихкодів (1D, 2D), QR-кодів, RFID-міток, а також застосування комп'ютерного зору для автоматичного зчитування маркувань або зовнішніх ознак товарів. У випадку з радіодеталлями, де елементи мають малі розміри і часто маркуються мікрошрифтами, саме комп'ютерний зір у поєднанні з алгоритмами розпізнавання тексту (OCR) стає ключовим інструментом автоматизації [5].

Також, важливим елементом є інтеграція з механізмами автоматизації переміщення. У великих складах використовуються автоматизовані транспортувальні системи: конвеєри, крани-штабелери, сортувальні машини, автоматизовані візки (AGV). Такі пристрої працюють у зв'язці з WMS і дозволяють швидко переміщувати товари між зонами зберігання та відвантаження без участі персоналу. Це особливо корисно при роботі з великою кількістю дрібних елементів, зокрема електронних компонентів. Ще однією характерною рисою АСС є адресне зберігання товарів, де кожна одиниця товару має свою унікальну адресу у системі – це комбінація координат, що вказує на конкретне місце розташування (стелаж, полиця чи ящик). Такий підхід забезпечує оперативне знаходження товару та оптимізацію логістики, а адресне зберігання супроводжується автоматизованим контролем залишків, який дозволяє в режимі реального часу бачити кількість і розташування товару на складі [6].

У системах автоматизованого складу важливу роль відіграє підтримка зонального зберігання, де товари поділяються на групи за частотою використання, масогабаритними характеристиками або умовами зберігання (наприклад, антистатичні контейнери для мікросхем). Зональне зберігання дає змогу скоротити час на добір товарів і підвищити ефективність роботи операторів або роботизованих комплексів.

Система повинна фіксувати кожне переміщення товару, зміну його статусу (прийнятий, в обробці, збережений чи виданий), операції співробітників та час виконання кожного етапу, що забезпечує повну прозорість обліку та дозволяє виявляти «вузькі місця» у логістичних процесах, а також зменшує кількість помилок при інвентаризації. Програмне забезпечення може генерувати звіти за різними параметрами, а саме залишки на складі, оборот товарів, періодичність поповнення, прострочені позиції та порушення зберігання, завдяки чому керівництво може приймати обґрунтовані рішення щодо оптимізації закупівель, переміщення або

утилізації товарів. Ще однією важливою функцією АСС є інтеграція з зовнішніми інформаційними системами – обліковими програмами, CRM-системами, транспортною логістикою та базами постачальників. Це дозволяє будувати єдину інформаційну екосистему підприємства, де облік на складі є лише частиною загального потоку інформації про товар, його закупівлю, переміщення, реалізацію та сервісне обслуговування.

Сучасні автоматизовані складські системи все частіше поєднуються з технологіями штучного інтелекту та машинного навчання. Наприклад, такі системи можуть автоматично прогнозувати попит на ті чи інші радіодеталі на основі статистичних даних, оптимізувати розташування товарів для зменшення часу на їхній підбір, а також аналізувати відмови та повернення, щоб виявляти неякісні партії [7-8].

1.2 Методи ідентифікації об'єктів у промисловості

Ідентифікація об'єктів у промисловості є ключовим елементом автоматизації виробничих та логістичних процесів. Основна мета ідентифікації – це точне визначення товару, виробу чи компонента за допомогою унікального маркування або ознак. Залежно від сфери застосування, умов експлуатації та вимог до точності, в промисловості використовуються різні методи ідентифікації, серед яких найпоширенішими є: штрих-кодування, QR-коди, RFID-технології, ідентифікація за допомогою комп'ютерного зору та лазерного гравірування [9]. Опишемо детальніше кожен з наведених методів:

– штрих-кодування є найстарішим і наймасовішим метод маркування товарів, який широко використовується у складських системах, що наноситься на упаковку товару і сканується за допомогою лазерного або світлодіодного сканера. 2D коди, наприклад DataMatrix або PDF417, мають більшу інформаційну ємність і займають менше місця;

– QR-коди – це різновид двовимірного кодування, що дозволяє закодувати велику кількість інформації в компактному форматі. QR-коди можуть містити дані про партію, дату виготовлення, серійний номер, веб-посилання на технічну документацію тощо. Їх легко зчитувати за допомогою камер смартфонів або спеціальних сканерів, що робить технологію зручною та доступною;

– RFID (Radio Frequency Identification) – метод ідентифікації об'єктів за допомогою радіохвиль. Кожен об'єкт має RFID-мітку з унікальним кодом, яку зчитує RFID-зчитувач. Основна перевага цієї технології – відсутність необхідності прямої видимості між міткою та зчитувачем. RFID широко застосовується в автоматизованих системах обліку, особливо для ідентифікації рухомих об'єктів або в умовах, де сканування штрихкоду неможливе;

– комп'ютерний зір – метод, що базується на розпізнаванні візуальної інформації, наприклад, текстового маркування або форми об'єкта. Система комп'ютерного зору включає камери високої роздільної здатності, програмне забезпечення для аналізу зображення та алгоритми штучного інтелекту. Цей метод ефективний для ідентифікації радіодеталей, на яких складно нанести інші типи маркування;

– лазерне гравірування – метод нанесення постійного маркування без використання додаткових матеріалів, за допомогою лазера створюється зображення або код безпосередньо на поверхні виробу. Такий метод забезпечує високу стійкість маркування до стирання, дії хімікатів і температур та його часто застосовують для промислових компонентів, включно з металевими та пластиковими радіодеталлями [10-11].

Далі проведемо порівняння переваг та недоліків описаних методів та представимо у вигляді таблиці 1.1.

Таблиця 1.1 – Порівняння переваг та недоліків основних методів ідентифікації об'єктів у промисловості

Метод ідентифікації	Переваги	Недоліки
Штрих-код (1D/2D)	Простота, дешевизна, наявність обладнання	Потреба у прямій видимості, схильність до пошкодження
QR-код	Велика ємність даних, легко сканувати, підтримка мобільними пристроями	Потреба у чіткому друці, не підходить для складних поверхонь
RFID	Безконтактне зчитування, можливість зчитування з великої відстані	Вища вартість міток, складність в реалізації, вплив металу/рідини
Комп'ютерний зір	Гнучкість, можливість роботи з різними типами об'єктів	Потреба в складному ПЗ, обмеження при поганому освітленні
Лазерне гравірування	Довговічність, стійкість до зовнішніх впливів	Висока вартість обладнання, обмеження по типу матеріалу

На базі проведеного аналізу методів ідентифікації можна зробити висновки, що жоден з розглянутих методів не є універсальним, тобто вибір залежить від специфіки виробництва, типу продукції та умов експлуатації. Традиційні методи, як-от штрих-кодування або QR-коди, залишаються актуальними завдяки своїй простоті та дешевизні, проте мають обмеження у складних умовах. Сучасні технології, такі як RFID та комп'ютерний зір, відкривають нові можливості для автоматизації складських систем, особливо при роботі з малими об'єктами та великою кількістю номенклатурних позицій, як це спостерігається у випадку з радіодеталлями, а комп'ютерний зір дає змогу реалізувати ідентифікацію навіть за відсутності стандартного маркування, що є ключовою перевагою в умовах мікрмаркування електронних компонентів [12].

1.3 Використання комп'ютерного зору для розпізнавання радіодеталей

У контексті складських систем комп'ютерний зір дозволяє ефективно вирішувати задачі автоматизованого розпізнавання, класифікації та ідентифікації об'єктів, зокрема радіодеталей, які часто мають малі габарити, складну геометрію та дрібне маркування. Однією з основних задач при роботі з радіодеталлями є зчитування маркування, яке містить інформацію про номінал, виробника, партію чи інші технічні параметри. Часто це маркування нанесене на дуже обмеженій площі й може мати вигляд буквено-цифрових кодів або символів, нанесених лазерним гравіруванням, фарбою чи навіть тисненням. Традиційні методи сканування, як-от штрихкод або QR-код, у таких випадках можуть бути малоефективними.

Комп'ютерний зір у цьому контексті використовує камери високої роздільної здатності та алгоритми аналізу зображень, щоб розпізнати форму, розміри, орієнтацію та текстову інформацію на поверхні радіодеталі. Основним інструментом для зчитування символів є технологія оптичного розпізнавання символів, яка дозволяє з високою точністю витягати текстову інформацію навіть із деформованих або частково пошкоджених зображень. Системи комп'ютерного зору можуть також класифікувати радіодеталі за зовнішніми ознаками, такими як тип корпусу, кількість виводів, кольорове маркування або форма. Для цього використовуються моделі глибинного навчання, наприклад, нейронні мережі типу CNN, які навчаються на великій вибірці зображень і здатні виділяти ключові ознаки об'єктів [13].

Крім OCR і класифікації, важливою функцією є локалізація, тобто, визначення точного розміщення радіодеталі в кадрі, що дозволяє інтегрувати комп'ютерний зір у роботизовані системи. Як приклад, можна навести маніпулятори, що можуть автоматично знаходити потрібну деталь у ящику, орієнтуватися на маркування та переміщати її далі по технологічному процесу.

Використання комп'ютерного зору значно зменшує людський фактор, автоматизуючи процеси, які раніше виконувалися вручну, так як працівник складу міг витратити десятки секунд на ідентифікацію однієї позиції за маркуванням, тоді як система CV виконує це завдання менш ніж за секунду, з більшою точністю та без втоми. А ще однією перевагою комп'ютерного зору є можливість автоматичного формування облікових записів у базі даних складської системи, після розпізнавання та класифікації деталі програма може автоматично заповнювати відповідні поля в системі ERP або WMS, оновлювати залишки та формувати звітність [14].

1.4 Аналіз існуючих алгоритмів розпізнавання маркування радіодеталей

Сучасні системи розпізнавання маркування радіодеталей активно використовують комбінації алгоритмів комп'ютерного зору та штучного інтелекту. Вони здатні вирішувати складні завдання, пов'язані з виявленням, локалізацією та зчитуванням тексту на компонентах із різним фоном, формою або типом нанесення символів. Наведемо найбільш популярні алгоритми та програмні рішення, які використовуються у промисловості на даний час [15].

Розширений для індустріальних задач Tesseract OCR – це відкритий OCR-движок, який підтримує багатомовне розпізнавання тексту. У сфері розпізнавання маркування радіодеталей він використовується у поєднанні з фільтрами попередньої обробки зображення, наприклад, OpenCV, які дозволяють адаптуватися до складного тла чи низької якості маркування. Перевагою Tesseract є його доступність та гнучкість, він дозволяє навчати власні моделі для специфічного шрифту або маркування [16].

Ще одним сучасним рішенням є YOLO (You Only Look Once) – це алгоритм реального часу для виявлення об'єктів, що використовується для

локалізації маркування на радіодеталях. У зв'язці з OCR, YOLO визначає область із текстом на зображенні компонента, після чого відсічений фрагмент передається на розпізнавання за допомогою OCR-алгоритму. Такий підхід забезпечує високу точність навіть у разі складного розміщення маркування, наприклад, під кутом або на вигнутій поверхні [17].

EAST – це глибока нейронна мережа, яка спеціально розроблена для точного виявлення тексту на зображеннях. Вона дозволяє точно визначити контури тексту навіть за наявності шумів або нерівномірного освітлення. У комбінації з CRNN (Convolutional Recurrent Neural Network) можливо здійснювати не лише локалізацію, а й послідовне розпізнавання рядків тексту, що важливо при складному маркуванні, наприклад, на мікросхемах [18].

Сучасним підходом, який базується на трансформерах, які демонструють високі результати в задачах обробки послідовностей і зображень є Vision Transformer (ViT), який дозволяє розпізнавати маркування на компонентах навіть за значного зношення або часткової втрати даних. У поєднанні з Connectionist Temporal Classification (CTC) для декодування результатів цей підхід забезпечує автоматичне вирівнювання вхідних і вихідних послідовностей, що підвищує точність розпізнавання [19].

Такі комерційні сервіси, як Google Cloud Vision API чи Amazon Rekognition використовуються для побудови комплексних рішень, які потребують масштабування, мають потужні можливості для попередньої обробки, розпізнавання символів та обробки великих обсягів зображень у хмарі, проте вони менш гнучкі в адаптації під специфічне маркування на радіодеталях, та потребують постійного підключення до Інтернету [20]. Проведемо порівняння існуючих алгоритмів розпізнавання маркування радіодеталей та представимо у вигляді таблиці 1.2.

Таблиця 1.2 – Порівняльна таблиця алгоритмів розпізнавання маркування радіодеталей

Алгоритм / Підхід	Переваги	Недоліки	Застосування
Tesseract OCR + OpenCV	Безкоштовний, адаптивний, навчається під спеціальні шрифти	Не працює добре без попередньої обробки зображень	Бюджетні рішення, власні проекти
YOLO + OCR	Висока швидкість і точність локалізації тексту	Потребує навчання на спеціальних даних	Роботизовані складські системи
EAST + CRNN	Стійкий до спотворень, хороша точність розпізнавання	Високе навантаження на обчислювальні ресурси	Автоматизація контролю якості
ViT + CTC Decoder	Актуальна трансформерна архітектура, чудово працює з поганою якістю	Складність налаштування, велика потреба в обчислювальних ресурсах	Високоточні системи, аналіз старих або пошкоджених деталей
Google Cloud Vision / Amazon Rekognition	Потужна інфраструктура, масштабованість	Вартість, залежність від інтернет-з'єднання, обмежена адаптивність	Великі підприємства, SaaS-рішення

Аналіз існуючих алгоритмів розпізнавання маркування радіодеталей показав, що найефективнішими є комбіновані підходи, які поєднують локалізацію тексту на зображеннях з подальшим розпізнаванням символів за допомогою OCR. Такий підхід забезпечує високу точність навіть у складних умовах: при нестандартному розміщенні тексту, поганій якості маркування або спотвореннях. У той час як прості OCR-движки можуть давати похибки без попередньої обробки, сучасні гібридні моделі дозволяють досягати стабільного розпізнавання у промислових середовищах.

Для практичного впровадження програмного модуля доцільно орієнтуватися на локальні рішення, які не потребують постійного інтернет-з'єднання та можуть працювати автономно на складі. Найперспективнішими

є моделі на базі глибокого навчання, які попередньо навчено на спеціалізованих датасетах із зображеннями реальних радіодеталей. Подальше вдосконалення систем можливе за рахунок використання методів покращення якості зображення, активного навчання моделей на складських даних та розробки інтерфейсів для інтеграції розпізнавання з ERP-системами обліку компонентів [15-20].

2 ПРОЕКТУВАННЯ ПРОГРАМНОГО МОДУЛЯ ІДЕНТИФІКАЦІЇ РАДІОДЕТАЛЕЙ

2.1 Розробка вимог до програмного забезпечення

Програмний модуль має працювати на базі системи комп'ютерного зору та виконувати ідентифікацію радіодеталей у робочій зоні шляхом обробки зображень, виявлення контурів, виділення маркування та визначення типу деталей для подальшого сортування. Виходячи з цього, висуваються наступні вимоги, які потрібно врахувати до програмного модуля ідентифікації радіодеталей у складській системі, які представлені у таблиці 2.1.

Таблиця 2.1 – Вимоги до програмного модуля ідентифікації радіодеталей у складській системі

Вимоги	Тип вимог	Опис
1	2	3
Функціональні вимоги	Вхідні дані	Відеопотік або зображення з камери в робочій зоні
		Попередньо налаштовані параметри обробки (наприклад, чутливість до контрасту, фільтрація шумів)
		База даних радіодеталей із параметрами (назва, маркування, характеристики)
	Обробка зображень	Фільтрація шумів – попередня обробка зображення для усунення перешкод
		Конвертація в градієнт сірого – покращення контрастності для подальшого аналізу
		Виділення контурів – визначення меж об'єкта за допомогою алгоритмів (наприклад, Canny)
		Виявлення тексту маркування – застосування алгоритмів оптичного розпізнавання символів (OCR, наприклад, Tesseract)

Продовження таблиці 2.1

1	2	3
	Ідентифікація радіодеталей	Порівняння знайденого маркування з базою даних
		Класифікація радіодеталей за типом та призначенням
		Визначення пошкоджених або непридатних деталей (опціонально)
	Вивід результатів	Відображення результатів на НМІ інтерфейсі або у вигляді логів
		Передача інформації на систему автоматизованого сортування
		Запис даних до бази для подальшого аналізу (опціонально)
Технічні вимоги	Апаратне забезпечення	Камера високої роздільної здатності (HD або вище) для отримання чіткого зображення маркування
		Обчислювальний пристрій (ПК, вбудований комп'ютер, мікроконтролер з AI-модулем) для обробки даних
		Освітлення робочої зони для мінімізації тіней та шумів на зображенні
	Програмне забезпечення	OpenCV – для обробки зображень
		Tesseract OCR або аналогічний інструмент – для розпізнавання текст
		ensorFlow/PyTorch (опціонально) – для глибокого навчання, якщо буде застосовуватися нейромережевий підхід
Алгоритмічні вимоги		Обробка зображень у реальному часі – система повинна працювати з високою продуктивністю
		Застосування адаптивних алгоритмів для корекції спотворень у маркуванні
		Автоматичне коригування перспективи для випадків, коли маркування розташоване під кутом
		Фільтрація помилкових розпізнань – застосування порогу впевненості розпізнавання
Надійність та продуктивність		Розпізнавання радіодеталей із різними рівнями освітлення та кутами нахилу
		Обробка великого потоку даних без значних затримок

Продовження таблиці 2.1

1	2	3
		Можливість масштабування системи на декілька камер або робочих зон
		Автоматичне оновлення бази даних при додаванні нових типів радіодеталей
Обмеження та ризику		Рівень освітлення може впливати на якість розпізнавання
		Можливі відбитки, тіні та браковані деталі можуть ускладнювати OCR-аналіз
		Високий рівень пилу або забруднень на деталях може впливати на точність аналізу

Розробка програмного модуля ідентифікації радіодеталей у складській системі базується на використанні комп'ютерного зору, оскільки цей підхід дозволяє швидко і точно розпізнавати деталі без фізичного контакту, що особливо важливо для автоматизованих систем сортування. Вхідні дані у вигляді зображень або відеопотоку забезпечують безперервний моніторинг робочої зони та можливість обробки великого обсягу інформації в реальному часі. Попередня обробка зображень, включаючи фільтрацію шумів, конвертацію в градієнт сірого та виділення контурів, необхідна для покращення якості зображення та виділення ключових елементів маркування. Оптичне розпізнавання тексту (OCR) є критично важливим етапом, оскільки маркування деталей часто є єдиним способом їхньої ідентифікації. Для підвищення точності застосовуються методи корекції перспективи та адаптивні алгоритми розпізнавання, що дозволяє працювати з різними кутами огляду. Вибір бази даних та API для інтеграції із системами сортування обґрунтований необхідністю швидкого доступу до інформації та можливості передачі результатів в інші частини логістичної системи. Вимоги до надійності й продуктивності враховують необхідність роботи з великими обсягами даних та забезпечення безперебійного функціонування навіть у складних умовах виробництва. Графічний інтерфейс дозволяє оператору контролювати процес, налаштовувати параметри обробки та переглядати

результати розпізнавання. Враховуючи можливі ризики, такі як нестабільне освітлення, наявність пилу або пошкоджених деталей, передбачено додаткові алгоритми для мінімізації впливу зовнішніх факторів. Таким чином, усі вимоги спрямовані на створення надійного, ефективного та гнучкого програмного модуля, що може інтегруватися в автоматизовані складські системи та сприяти підвищенню продуктивності процесів сортування радіодеталей.

2.2 Розробка IDEF0 діаграми

Розробка IDEF0-діаграми для програмного модуля ідентифікації радіодеталей у складській системі є важливим етапом проєктування, який дозволяє формалізувати структуру процесів, взаємозв'язки між ними та визначити вхідні та вихідні дані, механізми управління та ресурси. Використання IDEF0 забезпечує чітке представлення функціональних блоків модуля, сприяє оптимізації алгоритмів обробки даних і допомагає виявити потенційні проблеми на ранніх етапах розробки. Діаграма дозволяє графічно відобразити потік інформації та механізми управління, що є критично важливим для забезпечення ефективності процесу ідентифікації.

Програмний модуль ідентифікації радіодеталей працює з великою кількістю даних, отриманих від системи комп'ютерного зору, і використовує алгоритми розпізнавання для визначення характеристик компонентів. IDEF0-діаграма дозволяє формально описати, як ці дані обробляються, які рішення приймаються, які ресурси залучаються та як результати передаються іншим модулям системи. Це забезпечує прозорість проєкту, покращує комунікацію між розробниками та замовниками та полегшує інтеграцію програмного забезпечення з іншими елементами складської системи.

Завдяки використанню IDEF0 можна мінімізувати ризики помилок, підвищити якість розробки та забезпечити узгодженість усіх етапів процесу.

Діаграма також стане основою для подальшої розробки документації та моделювання процесів автоматизації складської системи. Нижче на рисунку 2.1 представлено IDEF0-діаграму, що показує функціональну структуру модуля.

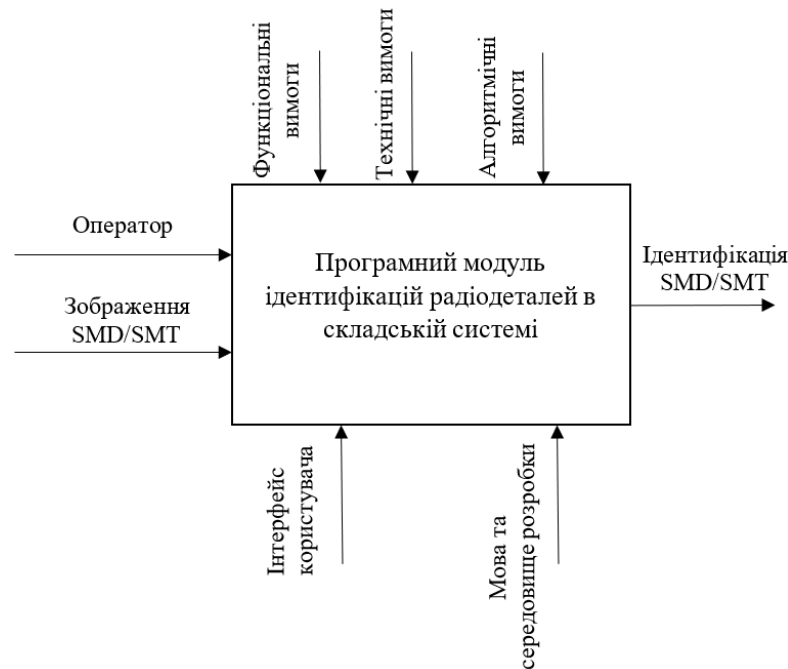


Рисунок 2.1 – IDEF0-діаграма розробки ПМ ідентифікації радіодеталей у складській системі

IDEF0-діаграма розробки програмного модуля ідентифікації радіодеталей у складській системі відображає основні компоненти процесу розробки та їх взаємодію. У центрі знаходиться основний функціональний блок, що представляє сам програмний модуль. На вхід модуля надходять зображення радіодеталей у форматі SMD/SMT, які забезпечуються оператором або автоматизованою системою збору зображень. Додатково програмний модуль працює відповідно до ряду вимог, серед яких функціональні, технічні та алгоритмічні обмеження, що визначають методи обробки, розпізнавання та класифікації радіодеталей. Функціональні вимоги включають здатність модуля виконувати контурну обробку, бінаризацію, виділення зв'язних компонентів та розпізнавання текстових позначень на

деталях. Технічні вимоги стосуються продуктивності системи, необхідних апаратних ресурсів та швидкодії алгоритмів. Алгоритмічні вимоги визначають методи та підходи, що використовуються в програмному модулі, зокрема нейронні мережі для класифікації, а також методи обробки зображень. Важливим компонентом є інтерфейс користувача, що дозволяє оператору взаємодіяти з програмою, контролювати процес ідентифікації та коригувати результати. Крім того, середовище та мова розробки також входять у складові фактори, що впливають на ефективність роботи модуля, зокрема використання Python та бібліотек комп'ютерного зору та глибокого навчання. Вихідним результатом роботи модуля є ідентифікація радіодеталей, що передбачає розпізнавання їхніх характеристик, маркування та можливість подальшого сортування чи обліку. Ця діаграма допомагає системно зрозуміти логіку процесу розробки та забезпечує чітке структурування всіх необхідних етапів та залежностей у роботі модуля. IDEF0-діаграма функціональних вимог представлена на рисунку 2.2.

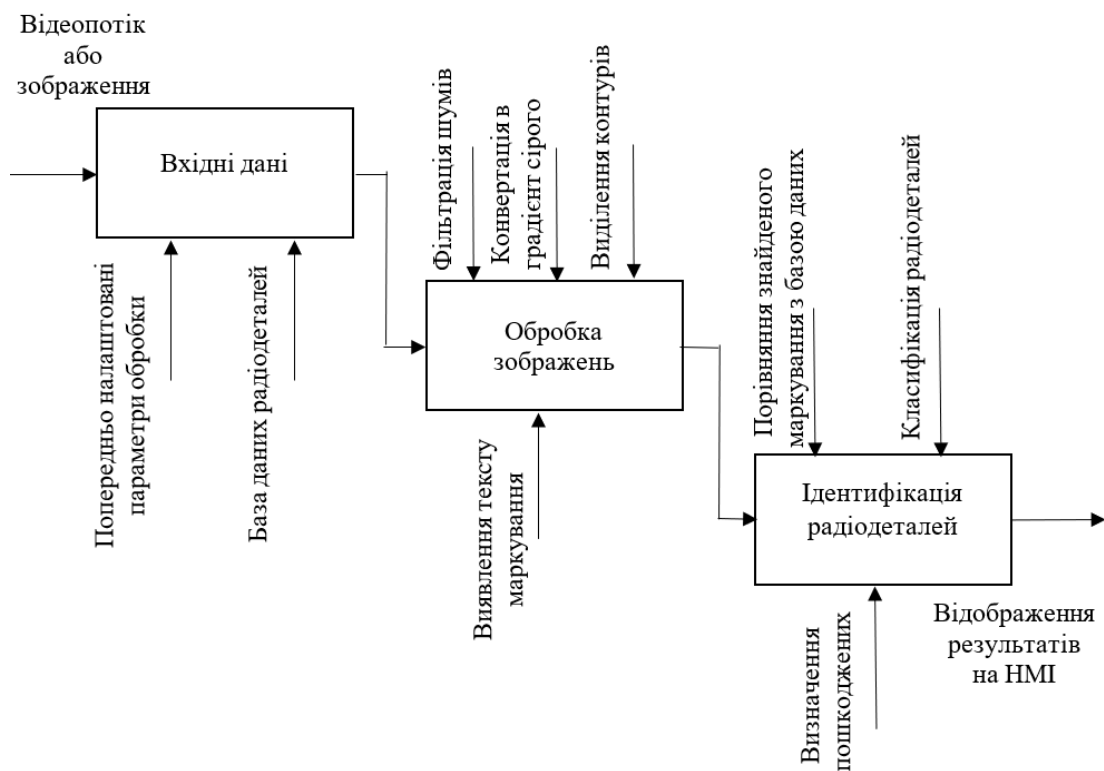


Рисунок 2.2 – IDEF0-діаграма функціональних вимог

IDEF0-діаграма функціональних вимог розробки програмного модуля ідентифікації радіодеталей у складській системі відображає послідовність процесів обробки зображень та аналізу отриманих даних для визначення параметрів деталей. Основним джерелом вхідних даних є відеопотік або зображення радіодеталей, що надходять у систему. Додатково система використовує попередньо налаштовані параметри обробки та базу даних радіодеталей для проведення порівняння та класифікації.

На першому етапі здійснюється обробка вхідних даних, що включає фільтрацію шумів для покращення якості зображення, конвертацію у градієнт сірого для виділення ключових елементів деталей, а також виділення контурів для подальшого аналізу форми. Наступним етапом є виявлення тексту маркування, що дозволяє отримати унікальну інформацію про кожну радіодеталь. Далі програмний модуль порівнює знайдене маркування з базою даних, що містить інформацію про різні типи радіодеталей. На основі цього аналізу здійснюється класифікація деталей, визначення їхнього типу та характеристик. Окрім цього, модуль також проводить аналіз пошкоджень, що дозволяє виявити дефектні або неробочі компоненти, що можуть вплинути на подальший процес їх використання. Після виконання всіх етапів аналізу результати ідентифікації виводяться на НМІ (людино-машинний інтерфейс), що дає змогу оператору отримати візуальну інформацію про розпізнані деталі та прийняти відповідні рішення.

Таким чином, діаграма відображає структуровану послідовність функцій, які забезпечують повноцінне розпізнавання радіодеталей, враховуючи як обробку зображень, так і аналіз текстової та контурної інформації. Всі етапи логічно взаємопов'язані, що забезпечує ефективну роботу модуля у складській системі, де необхідна швидка та точна ідентифікація компонентів. IDEF0-діаграма технічних вимог представлена на рисунку 2.3.

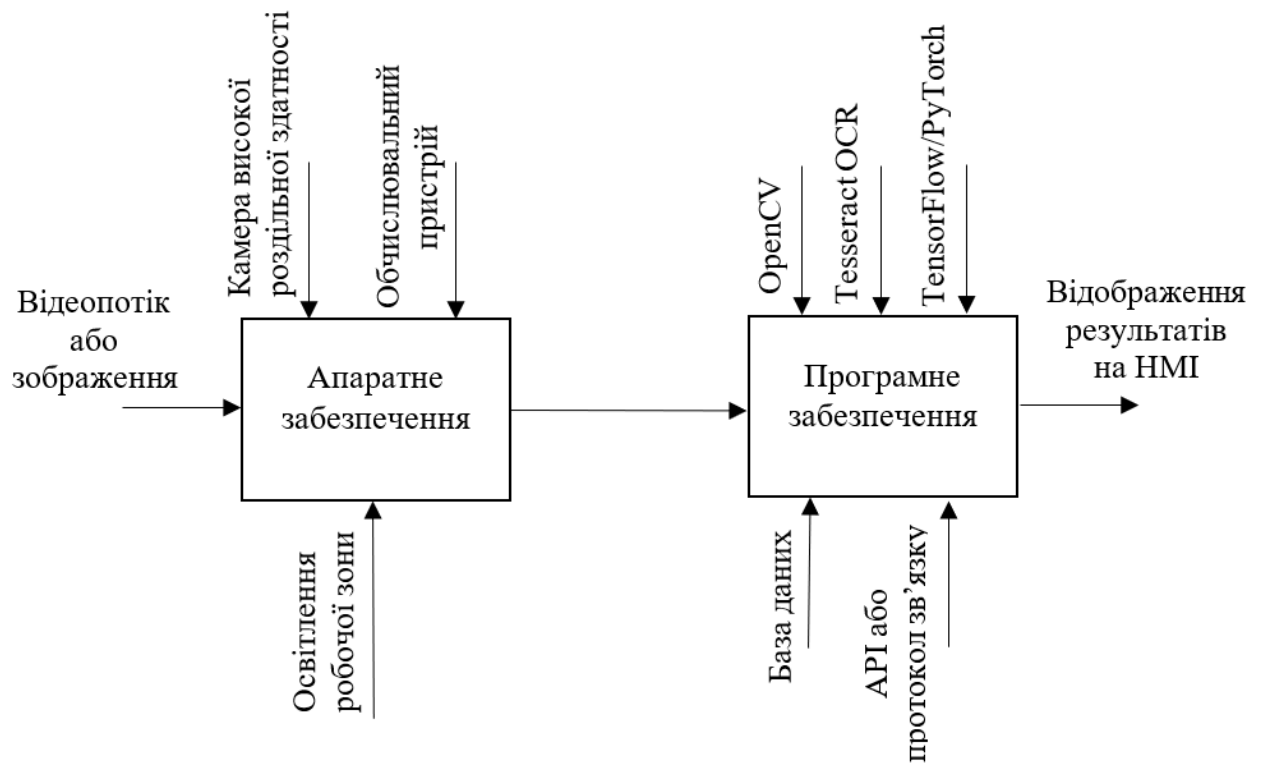


Рисунок 2.3 – IDEF0-діаграма технічних вимог

IDEF0-діаграма технічних вимог розробки програмного модуля ідентифікації радіодеталей у складській системі демонструє взаємодію апаратного та програмного забезпечення для автоматизованої обробки зображень та аналізу маркування радіоелементів. Вхідними даними для системи є відеопотік або зображення радіодеталей, отримані за допомогою камери високої роздільної здатності, яка фіксує необхідні зображення у робочій зоні з використанням спеціального освітлення для покращення якості знімків. Ці дані передаються на обчислювальний пристрій, що здійснює первинну обробку та передає інформацію до програмного забезпечення. На програмному рівні відбувається обробка зображень за допомогою бібліотеки OpenCV, яка використовується для аналізу контурів, виділення області маркування та попередньої фільтрації шумів. Подальший етап передбачає розпізнавання тексту за допомогою OCR-алгоритмів, зокрема Tesseract OCR, що дозволяє отримати цифрове значення маркування радіодеталей. Для аналізу зображень, класифікації об'єктів та розширеного розпізнавання може

використовуватися машинне навчання на базі TensorFlow або PyTorch, що забезпечує підвищену точність ідентифікації. Додатково програмний модуль взаємодіє з базою даних, яка містить інформацію про характеристики різних типів радіодеталей, а також використовує API або протокол зв'язку для інтеграції з іншими складськими системами. Після завершення всіх етапів аналізу система передає результати на НМІ (людино-машинний інтерфейс), де оператор може переглянути ідентифіковані деталі, їх характеристики та стан. Діаграма чітко розділяє апаратну та програмну складові, підкреслюючи важливість якісного зображення, потужних алгоритмів обробки та інтеграції із зовнішніми базами даних для максимально точної ідентифікації радіодеталей.

2.3 Вибір середовища та бібліотек для розробки програмного модуля ідентифікації радіодеталей в складській системі

Для розробки програмного модуля ідентифікації радіодеталей у складській системі було обрано мову програмування Python через її високу популярність у сфері комп'ютерного зору та гнучкість у роботі з бібліотеками машинного навчання. Середовище розробки PyCharm забезпечує зручність написання, налагодження та тестування коду, а також підтримку вбудованих інструментів для роботи з бібліотеками OpenCV, NumPy, TensorFlow і Tesseract OCR, що необхідні для реалізації поставленої задачі. Основний підхід до обробки зображень базується на використанні перетворень у відтінки сірого та бінаризації методом Отсу, що дозволяє виділити текстові та маркувальні елементи на фоні складних текстурних зображень радіодеталей. Виділення контурів методом Собеля сприяє більш точному визначенню меж об'єктів, а алгоритм Connected Component Analysis допомагає сегментувати знайдені маркування для подальшої класифікації. Нормалізація та виділення ознак є необхідним етапом для підготовки

отриманих фрагментів до ідентифікації. Використання нейромережевого підходу для класифікації тексту обґрунтоване необхідністю підвищення точності розпізнавання навіть при наявності артефактів, шуму або пошкоджень маркування. Модель CNN або CRNN ефективно розпізнає текстові маркування на основі тренувальних даних, що містять приклади маркувань радіодеталей. Використання Tesseract OCR як альтернативи дозволяє прискорити процес ідентифікації, якщо точність розпізнавання знаходиться в межах допустимої похибки. Поєднання класичних алгоритмів обробки зображень із глибокими нейронними мережами створює ефективну систему ідентифікації, що здатна працювати в реальному часі та підтримувати автоматизовані складські процеси. Таким чином, вибір середовища, бібліотек і алгоритмів зумовлений необхідністю створення високопродуктивної системи, що враховує особливості технічних умов та різноманітність маркувань на радіодеталях.

2.4 Модель розпізнавання та ідентифікації маркування мікросхем із використанням системи комп'ютерного зору

Розпізнавання маркування мікросхем є важливим завданням у виробничому контролі та автоматизації. Використання комп'ютерного зору дозволяє автоматизувати цей процес, що підвищує точність та швидкість ідентифікації. В рамках даних досліджень вхідними даними буде $I(x,y)$ – зображення мікросхеми, отримане камерою, де x,y – координати пікселів. Ведемо наступні позначення: I_{raw} – вихідне зображення, I_{gray} – зображення після перетворення у відтінки сірого, I_{bin} – бінаризоване зображення, R – область, що містить маркування (ROI – Region of Interest), $F = \{f_1, f_2, \dots, f_n\}$ – набір ознак маркування (наприклад, контури, текстури, гістограми).

Попередня обробка зображення маркування мікросхем включає такі етапи:

– перетворення у відтінки сірого:

$$I_{gray} = 0.299I_R + 0.587I_G + 0.114I_B, \quad (2.1)$$

де I_R, I_G, I_B – інтенсивності червоного (Red), зеленого (Green) і синього (Blue) каналів відповідного пікселя в кольоровому зображенні. Вони мають значення у діапазоні $[0,255]$ у 8-бітних зображеннях;

I_{gray} – інтенсивність пікселя в градаціях сірого після перетворення;

$0.299, 0.587, 0.114$ – коефіцієнти вагового усереднення інтенсивностей каналів RGB, ці коефіцієнти походять з моделі YCbCr, яка використовується для кодування кольорів у відео та телебаченні. Вони визначені згідно з рекомендацією ITU-R BT.601 для стандартного телебачення (SDTV).

– бінаризація (Otsu's thresholding):

$$I_{bin}(x, y) = \begin{cases} 1, & I_{gray}(x, y) > T \\ 0, & I_{gray}(x, y) \leq T, \end{cases} \quad (2.2)$$

де $I_{bin}(x, y)$ – значення пікселя після бінаризації (0 або 1);

$I_{gray}(x, y)$ – інтенсивність пікселя у градаціях сірого до бінаризації;

T – порогове значення (threshold), яке визначає, які пікселі будуть білими (1) або чорними (0). Метод Отсу (Otsu's thresholding) автоматично визначає оптимальне значення T шляхом аналізу гістограми зображення, яка працює наступним чином:

– гістограма яскравості ділиться на два класи: темні та світлі пікселі;

– шукається значення T , при якому внутрішньокласова дисперсія мінімальна:

$$\sigma_w^2(T) = w_1(T)\sigma_1^2(T) + w_2(T)\sigma_2^2(T), \quad (2.3)$$

де w_1, w_2 – ймовірності кожного класу (відношення кількості пікселів до загальної кількості);

σ_1^2, σ_2^2 – дисперсії інтенсивностей у класах.

Поріг T , що мінімізує цю дисперсію, обирається як оптимальне значення. Наступним кроком проводимо виділення контурів методом Sobel:

$$G_x = \frac{\partial I_{bin}}{\partial x}, G_y = \frac{\partial I_{bin}}{\partial y}, G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}, \quad (2.4)$$

де I_{bin} – бінаризоване зображення (після порогової обробки);

G_x – часткова похідна зображення за напрямком осі x , що показує зміну яскравості у горизонтальному напрямку;

G_y – часткова похідна зображення за напрямком осі y , що показує зміну яскравості у вертикальному напрямку;

G – градієнтна величина, що визначає інтенсивність контуру (модуль градієнта).

Градієнти G_x та G_y обчислюються за допомогою операторів згортки з фільтрами, що апроксимують похідні. Наприклад, для наближеної оцінки градієнтів пропонується використовувати Собелівські фільтри:

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} * I_{bin}; G_y = \begin{bmatrix} -1 & 2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} * I_{bin}, \quad (2.5)$$

де $*$ – згортка.

Виділення контурів ґрунтується на обчисленні градієнта яскравості, де похідні за осями x і y знаходять за допомогою операторів згортки. Модуль градієнта G показує, наскільки різкий перехід яскравості в кожній точці, що дозволяє визначати контури об'єктів на зображенні.

Наступним кроком необхідно провести виявлення та розпізнавання тексту:

- виділення зв'язних компонентів (Connected Component Analysis, CCA), тобто визначення всіх зв'язаних областей на бінаризованому зображенні I_{bin} , позначених як R_i ;
- нормалізація та виділення ознак для кожного фрагменту R_i ; перетворюється у вектор ознак:

$$F_i = (h_i, w_i, d_i, HOG_i, LBP_i), \quad (2.6)$$

де h_i, w_i – висота та ширина області;

d_i – щільність чорних пікселів;

HOG_i – гістограма градієнтів;

LBP_i – локальний бінарний патерн.

– класифікація та ідентифікація тексту пропонується використовувати неймережевий підхід (CNN, Tesseract OCR або CRNN):

$$Y = f_{CNN}(F), \quad (2.7)$$

де Y – розпізнаний текст.

Після отримання тексту, проводимо ідентифікацію мікросхеми за рахунок порівняння з базою даних маркувань. Пропонується використовувати метрику схожості Левенштейна:

$$D(s_1, s_2) = \min \sum w(a_i, b_i), \quad (2.8)$$

де $D(s_1, s_2)$ – відстань Левенштейна між двома рядками s_1 і s_2 (мінімальна вартість редагування);

s_1, s_2 – два рядки, що порівнюються (отримане маркування з мікросхеми та еталонне значення);

a_i, b_i – символи рядків s_1 та s_2 у відповідних позиціях;

$w(a_i, b_i)$ – вага операції редагування, що вказує на "вартість" перетворення символу a_i у b_i .

Метрика Левенштейна дозволяє оцінювати точність розпізнавання маркування мікросхем, визначаючи, наскільки отриманий рядок схожий на еталонний. Чим менше значення $D(s_1, s_2)$, тим ближче розпізнаний текст до правильного.

2.5 Розробка архітектури програмного модуля

Архітектура програмного модуля побудована на основі модульного принципу, що забезпечує гнучкість, масштабованість та інтеграцію з іншими складськими системами. Запропонована архітектура розробленого програмного модуля ідентифікації радіодеталей в складській системі, представлено на рисунку 2.4.

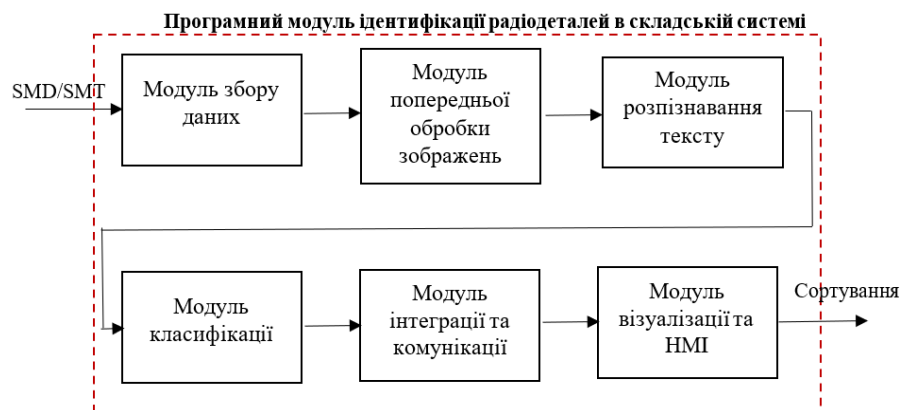


Рисунок 2.4 – Архітектура розробленого програмного модуля ідентифікації радіодеталей в складській системі

Опис кожного модуля, приведенного на рисунку 2.4, програми ідентифікації радіодеталей в складській системі, представлено в таблиці 2.2.

Таблиця 2.2 – Опис основних компонентів розробленої архітектури

Назва модуля	Опис
Модуль збору даних	Основним джерелом даних є відеопотік або зображення радіодеталей, отримані за допомогою камери високої роздільної здатності. Камера має бути обладнана правильним освітленням робочої зони для зменшення шумів та покращення контрастності маркувань. Камера підключена до обчислювального пристрою (ПК або вбудованої системи, такої як Raspberry Pi), що забезпечує попередню обробку отриманих зображень
Модуль попередньої обробки зображень	Використовується OpenCV для підвищення якості зображень: фільтрація шумів, покращення контрасту, бінаризація та виділення області з маркуванням. На цьому етапі система також може застосовувати алгоритми перспективної трансформації та корекції спотворень для більш точного виділення тексту
Модуль розпізнавання тексту	Використовується OCR-алгоритм Tesseract для витягнення текстової інформації з маркувань радіодеталей. Модуль попередньо навчається на специфічних шрифтах та символах, характерних для радіодеталей, що дозволяє покращити точність розпізнавання. У випадку недостатньої точності можна інтегрувати додаткові методи, зокрема нейромережі на базі TensorFlow або PyTorch для покращення розпізнавання специфічних маркувань
Модуль класифікації	Після розпізнавання тексту отримані маркування порівнюються з наявною базою даних радіодеталей. База містить інформацію про характеристики деталей, виробників та технічні параметри. Запити можуть виконуватися через локальну SQL-базу або API-запити до централізованого серверного сховища
Модуль інтеграції та комунікації	Передбачає можливість обміну інформацією з іншими системами складського обліку через API або стандартизовані протоколи передачі даних (наприклад, MQTT, HTTP REST). Це дозволяє автоматизувати процес ідентифікації деталей та їхнього внесення в облікову систему складу
Модуль візуалізації та НМІ	Для зручності користувачів реалізований людино-машинний інтерфейс (НМІ), що дозволяє переглядати ідентифіковані деталі, їхні характеристики та можливі невизначеності у розпізнаванні. Інтерфейс може бути розроблений за допомогою Tkinter (для локальних застосунків) або веб-технологій (Flask/Django для браузерної взаємодії)

Обґрунтування вибору архітектурних рішень базується на необхідності забезпечення високої гнучкості, надійності та можливості масштабування системи. Модульна структура дає змогу легко адаптувати окремі компоненти до змін у технологіях або вимогах – наприклад, замінити алгоритм розпізнавання тексту чи оновити базу даних без повного перепроєктування всієї системи. Використання бібліотеки OpenCV є виправданим через її ефективність в обробці зображень у реальному часі та широкі можливості для фільтрації шумів, покращення контрасту й виділення текстових областей. Для розпізнавання маркувань обрано Tesseract OCR як рішення з відкритим кодом, що дозволяє навчати модель на специфічних символах і шрифтах, характерних для радіодеталей. У випадках, коли точність OCR недостатня, додатково передбачається використання глибоких нейронних мереж на базі TensorFlow або PyTorch, які демонструють високу точність при роботі зі складними або частково пошкодженими зображеннями. Взаємодія з іншими інформаційними системами реалізована через API або стандартизовані протоколи, що забезпечує інтеграцію модуля до складу ширших логістичних чи облікових рішень. Наявність НМІ-інтерфейсу дозволяє оператору здійснювати контроль результатів розпізнавання, переглядати деталі, за необхідності вносити правки та відправляти інформацію до центральної бази. Такий підхід дозволяє забезпечити як автономність роботи системи, так і її відкритість до подальшої модернізації та інтеграції у виробничо-складське середовище.

2.6 Розробка алгоритму розпізнавання та ідентифікації маркування радіодеталей

Доцільність та необхідність розробки алгоритму програмного модуля ідентифікації радіодеталей у складській системі обумовлена потребою в підвищенні точності, ефективності та автоматизації процесів обліку,

контролю та управління електронними компонентами в умовах сучасного виробництва, ремонтних майстерень та логістичних центрів. У багатьох підприємствах, які займаються зберіганням або використанням великої кількості радіодеталей, актуальною проблемою є ручне маркування, ведення обліку та ризик помилок, пов'язаних із людським фактором. Часто маркування на електронних компонентах є малозрозумілим, стирається або має дрібні символи, що ускладнює його ідентифікацію без спеціальних технічних засобів. Автоматизований підхід до розпізнавання маркувань дозволяє точно визначати найменування та технічні параметри радіодеталей, зменшуючи час на ідентифікацію та мінімізуючи кількість помилок при їх введенні в облікову систему. В основі такого програмного рішення лежить алгоритм, здатний обробляти зображення компонентів, виділяти маркування та розпізнавати текст за допомогою OCR (оптичного розпізнавання символів). Завдяки цьому створюється можливість інтеграції модуля в більш широку складську інформаційну систему, що забезпечить автоматичне оновлення бази даних, перевірку наявності компонентів, оптимізацію розміщення та полегшення інвентаризації. Такий модуль також сприятиме скороченню витрат на ручну працю, підвищенню продуктивності персоналу та цифровізації внутрішніх процесів. Ураховуючи тенденції розвитку автоматизованих та кіберфізичних виробничих систем, розробка та впровадження алгоритму розпізнавання маркування є необхідним кроком до забезпечення надійного управління радіоелектронними елементами та підвищення конкурентоспроможності підприємства. Загальний алгоритм програмного модуля ідентифікації радіодеталей в складській системі представлено на рисунку 2.5.

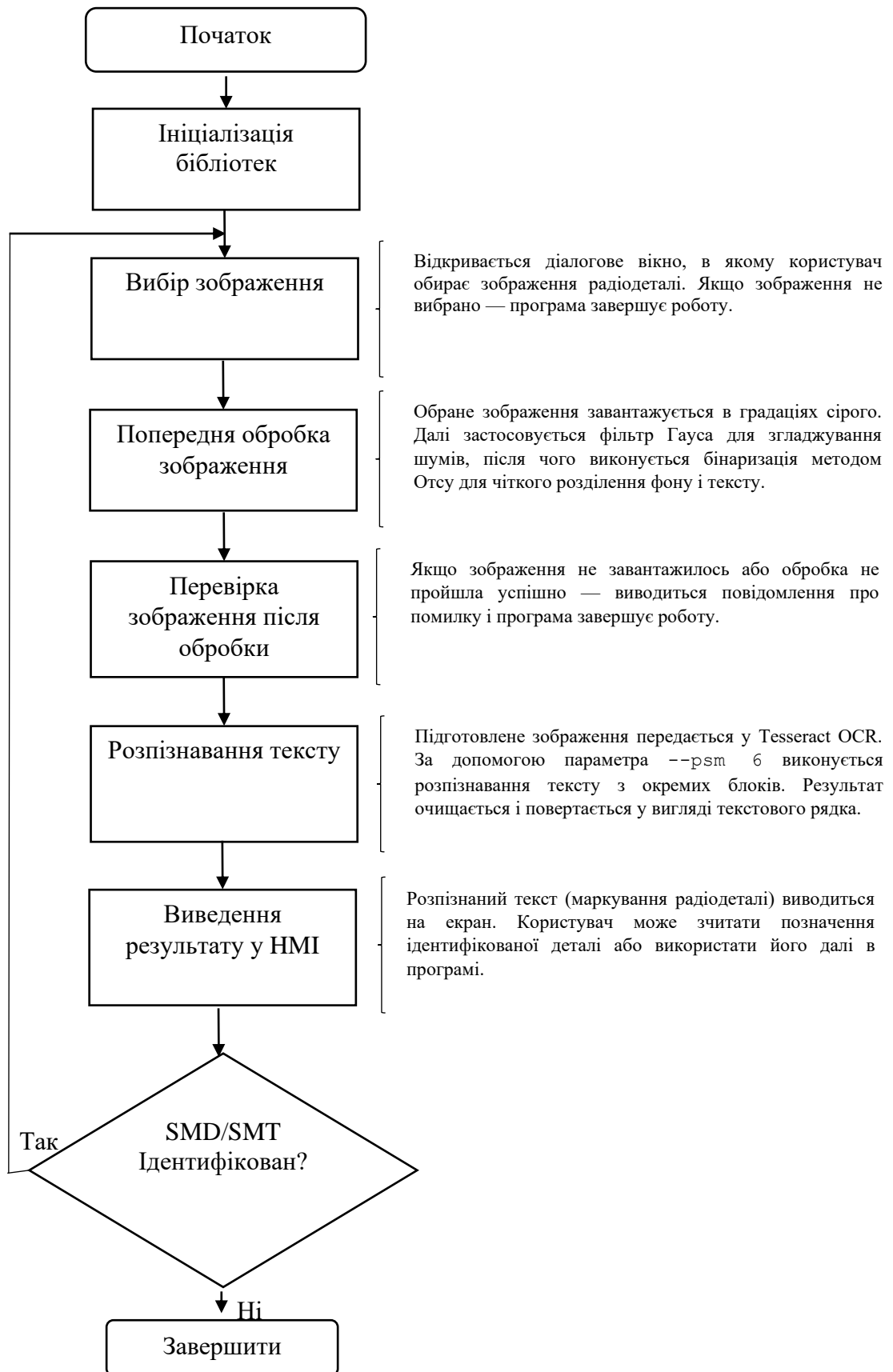


Рисунок 2.5 – Загальний алгоритм роботи програмного модуля ідентифікації радіодеталей в складській системі

Алгоритм починається з ініціалізацій бібліотек та запуску графічного інтерфейсу, який відкриває вікно вибору файлу. Користувач вручну обирає зображення радіодеталі, на якому передбачається наявність маркування або текстових позначень. Це дозволяє максимально спростити взаємодію з програмою та уникнути помилок, пов'язаних із введенням шляхів до файлів вручну.

Після вибору зображення програма переходить до етапу попередньої обробки, необхідної для підвищення точності оптичного розпізнавання символів (OCR). Зображення зчитується в градаціях сірого, що дозволяє зменшити вплив кольору на подальший аналіз. Далі до зображення застосовується розмивання по Гаусу, яке згладжує дрібні шуми й артефакти, покращуючи контраст між маркуванням і фоном. На завершальному етапі використовується метод порогової обробки (thresholding) з автоматичним підбором порогу за алгоритмом Отсу. Це дозволяє чітко відокремити текст від фону, перетворивши зображення на чорно-біле.

Після якісної бінаризації зображення передається на етап розпізнавання за допомогою Tesseract OCR, який працює з передвстановленим конфігураційним параметром `--psm 6`, що дозволяє ефективно обробляти окремі блоки тексту, як це зазвичай буває у маркуваннях на радіодеталях. Результат розпізнавання очищується від зайвих пробілів і порожніх рядків, після чого виводиться у консоль для перевірки.

Таким чином, запропонований алгоритм забезпечує повний цикл обробки: від завантаження зображення до отримання текстової інформації, яка може використовуватись для подальшої ідентифікації радіодеталей (наприклад, за допомогою порівняння з базою даних позначень). Його перевагами є простота використання, модульність, можливість легкої інтеграції у більші системи обліку або контролю якості, а також потенціал для масштабування шляхом додавання додаткових фільтрів, машинного навчання або баз знань.

На базі розробленого загального алгоритму роботи програмного модуля ідентифікації радіодеталей в складській системі, необхідно розробити алгоритм розпізнавання та ідентифікації маркування радіодеталей на базі математичних моделей, які запропоновані в підрозділі 2.3. Виходячи з цього алгоритм розпізнавання та ідентифікації маркування радіодеталей представлено на рисунку 2.6.

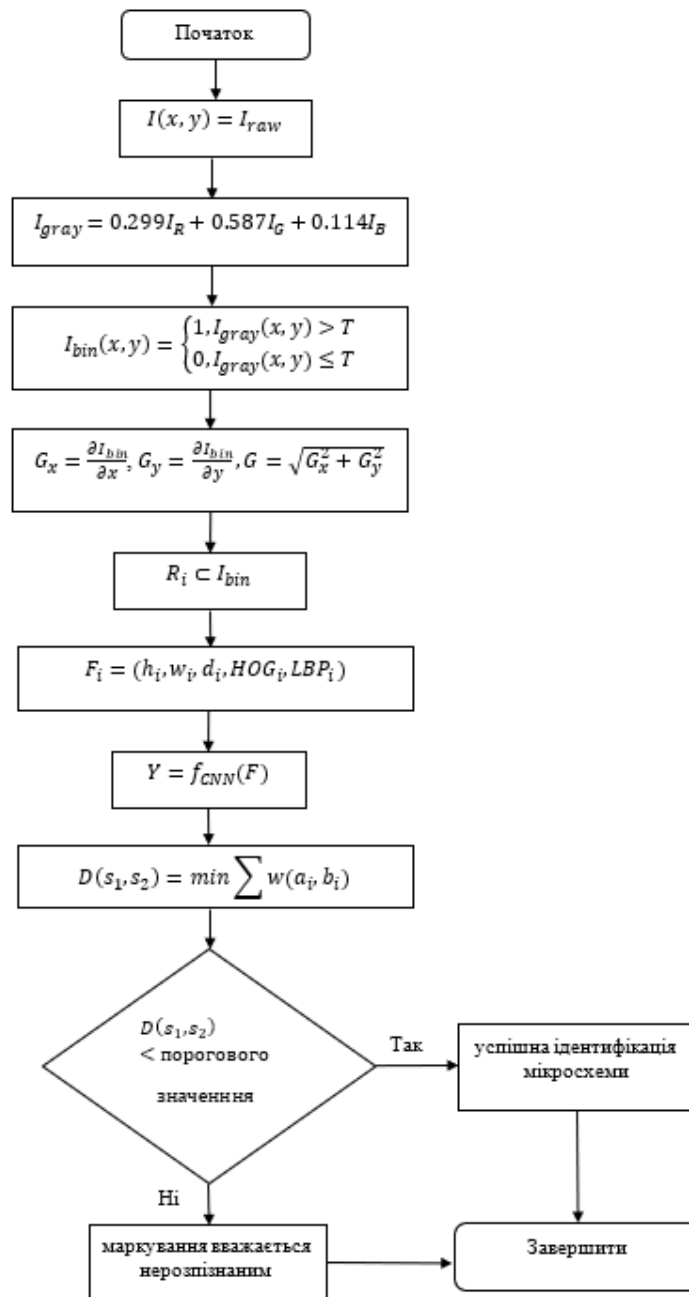


Рисунок 2.6 – Алгоритм розпізнавання та ідентифікації маркування радіодеталей

Алгоритм розпізнавання та ідентифікації маркування радіодеталей, зображений на блок-схемі, працює за принципом послідовної обробки зображення з використанням математичних моделей комп'ютерного зору та методів машинного навчання. На першому етапі здійснюється отримання вхідного зображення радіодеталі у форматі RGB з камери, що фіксує вигляд мікросхеми з маркуванням. Далі це зображення перетворюється у відтінки сірого шляхом використання лінійної комбінації компонентів червоного, зеленого та синього кольорів. Це дозволяє зменшити обчислювальну складність і підготувати зображення до подальшої обробки. Після цього застосовується метод автоматичної бінаризації за допомогою порогового значення, яке, зазвичай, визначається автоматично (методом Отсу), що дозволяє виділити області з текстом маркування шляхом поділу пікселів на фонові та інформаційні.

На наступному кроці виконується виділення контурів зображення за допомогою градієнтних операторів Собеля, які дозволяють знайти краї символів за змінами інтенсивності пікселів. Після цього визначаються зв'язані області, які ймовірно містять фрагменти маркування, тобто символи або літери. Для кожної знайденої області формується вектор ознак, до якого можуть входити геометричні характеристики (висота, ширина, густина чорних пікселів) і дескриптори текстур, такі як гістограма орієнтованих градієнтів (HOG) та локальний бінарний патерн (LBP). Ці ознаки подаються на вхід глибокої нейронної мережі (CNN), яка здійснює класифікацію символів або повного тексту. Результат розпізнавання у вигляді текстового рядка порівнюється з еталонними значеннями в базі даних за допомогою метрики Левенштейна, яка оцінює кількість операцій редагування для перетворення одного рядка в інший. Якщо відстань між розпізнаним та еталонним маркуванням менша за встановлений поріг, маркування вважається ідентифікованим і процес завершується позитивно. У протилежному випадку маркування вважається нерозпізнаним або

недійсним, що може сигналізувати про необхідність повторного захоплення зображення або використання додаткових методів обробки. Алгоритм забезпечує автоматичне розпізнавання текстових позначень на корпусах електронних компонентів, що дозволяє підвищити ефективність перевірки або сортування радіодеталей у виробничих або лабораторних умовах.

3 РОЗРОБКА ТА РЕАЛІЗАЦІЯ ПРОГРАМНОГО МОДУЛЯ

3.1 Розробка програми для генерації зображень маркування для CNN

Використання згорткової нейронної мережі (CNN) у вигляді моделі `cnn_model.h5` для розпізнавання маркування радіодеталей є обґрунтованим і оптимальним вибором з кількох вагомих причин. Передусім, CNN є потужним інструментом для обробки зображень, адже її архітектура дозволяє ефективно виявляти просторові залежності, що надзвичайно важливо при ідентифікації символів і шрифтів, які використовуються в маркуванні радіокомпонентів. Радіодеталі часто мають компактні розміри, а маркування може бути нанесене з різною контрастністю, на фоні різного кольору чи фактури, що робить задачу розпізнавання складною. CNN здатна виділити релевантні ознаки навіть у таких складних умовах, що дає їй суттєву перевагу над класичними методами на кшталт OCR, які погано працюють із малим або викривленим текстом.

Генерація синтетичного датасету – ще одна вагома причина на користь CNN. Маючи обмежену кількість справжніх зразків маркувань, можна створити велике штучне навчальне середовище, використовуючи генерацію текстових зображень зі змінними параметрами шрифтів, контрастності та шуму. Це дозволяє побудувати тренувальний набір, що імітує реальні умови з високою точністю, і при цьому уникнути затрат на ручне збирання тисячі прикладів. CNN дуже добре навчається на таких даних, адаптуючись до різноманітних варіацій зображень, а модель `cnn_model.h5` виступає універсальним інструментом, який після тренування можна зберігати, переносити та вбудовувати в більші системи контролю або сортування.

Ще однією перевагою є швидкість розпізнавання. Після тренування CNN працює в режимі реального часу, що дозволяє її інтегрувати в системи

автоматизованого візуального контролю виробництва або сортування радіодеталей на конвеєрній лінії. Це критично для сучасних промислових застосувань, де час обробки впливає на загальну продуктивність. Крім того, модель `cnn_model.h5` має компактний розмір і може бути використана на пристроях з обмеженими ресурсами – наприклад, на вбудованих платформах типу Raspberry Pi, що є важливим у портативних або розподілених системах.

Також важливо підкреслити стабільність роботи CNN при різних викривленнях, зсуві та масштабуванні маркування, що є типовим у зображеннях радіодеталей, отриманих за допомогою камери. Модель `cnn_model.h5` навчається з урахуванням цих варіацій, тому забезпечує високу точність розпізнавання навіть у неідеальних умовах. Зрештою, використання CNN не вимагає попереднього ручного виділення ознак – мережа самостійно навчається знаходити релевантні структури, що значно пришвидшує розробку системи та знижує залежність від експертного налаштування.

Таким чином, CNN у вигляді моделі `cnn_model.h5` є сучасним, гнучким та точним рішенням для задачі розпізнавання маркування радіодеталей на основі синтетично згенерованих зображень, що дозволяє досягти високої якості розпізнавання за умов обмежених ресурсів і в реальному часі. Приклад генерації зображень маркування приведено нижче:

```
# Імпорт необхідних бібліотек
import os          # Для роботи з файловою системою
import cv2        # Для обробки зображень (OpenCV)
import numpy as np # Для роботи з масивами
from PIL import Image, ImageDraw, ImageFont # Для створення та
малювання на зображеннях

# Список міток, які відповідають маркуванню радіодеталей
labels = ["103", "4R7", "222", "10uF", "1k", "470n"]
```

Шлях до шрифту (arial.ttf повинен бути у поточній директорії або змінений на системний шрифт)

```
font_path = "arial.ttf"
```

Папка, в яку будуть збережені згенеровані зображення

```
output_dir = "dataset"
```

os.makedirs(output_dir, exist_ok=True) # Створює папку, якщо вона ще не існує

Основний цикл по кожній мітці (тобто класу)

```
for label in labels:
```

```
    label_dir = os.path.join(output_dir, label) # Папка для кожної мітки
```

```
    os.makedirs(label_dir, exist_ok=True)      # Створення папки, якщо
```

вона ще не існує

Цикл генерації 100 зображень для кожної мітки

```
for i in range(100):
```

Створення нового зображення 28x28 пікселів у відтінках сірого, фон білий (255)

```
img = Image.new("L", (28, 28), color=255)
```

```
draw = ImageDraw.Draw(img) # Ініціалізація інструменту
```

малювання

Спроба використати заданий шрифт, інакше – стандартний

```
try:
```

```
    font = ImageFont.truetype(font_path, size=16)
```

```
except:
```

```
    font = ImageFont.load_default()
```

```

# Обчислення ширини та висоти тексту для центрування
w, h = draw.textsize(label, font=font)

# Малювання тексту по центру зображення, чорним кольором
(fill=0)
draw.text(((28-w)//2, (28-h)//2), label, fill=0, font=font)

# Перетворення PIL-зображення у масив NumPy для подальшої
обробки
img_np = np.array(img)

# Розмиття зображення для імітації шумів або нерівностей у
реальних зображеннях
img_np = cv2.GaussianBlur(img_np, (3, 3), 0)

# Збереження зображення у відповідну папку з ім'ям виду
label_номер.png
cv2.imwrite(os.path.join(label_dir, f"{label}_{i}.png"), img_np)

```

Цей скрипт генерує синтетичний датасет зображень маркування радіодеталей для подальшого навчання нейронної мережі. Для кожної мітки зі списку створюється 100 зображень розміром 28 x 28 пікселів зі штучно згенерованим текстом. Текст центрується, розмивається фільтром Гауса і зберігається у відповідній папці класу.

3.2 Розробка програми навчання CNN-моделі на синтетичних маркуваннях

Розробка програми навчання CNN-моделі на синтетичних маркуваннях, що полягає у навчанні згорткової нейронної мережі (CNN) на синтетично

згенерованих зображеннях маркувань, є ключовим для формування здатності моделі розпізнавати маркування радіодеталей у майбутньому. Використання синтетичних даних дозволяє створити велику та збалансовану навчальну вибірку з однаковими умовами, такими як шрифт, розмір, контрастність і розмиття, що моделюють типові характеристики реальних зображень. Мережа вчиться виділяти характерні ознаки маркувань, зокрема форми символів, розміщення та візуальні відмінності між класами. Це дозволяє досягти високої точності ідентифікації навіть у складних умовах. CNN здатна автоматично адаптуватися до різноманітних варіацій написання і масштабів символів, що підвищує її стійкість до шумів і спотворень. Завдяки навчанню на добре контрольованому наборі даних мережа формує надійні фільтри для подальшого розпізнавання у реальних задачах. Ось коментарований код з поясненням кожного фрагмента, який відповідає за навчання згорткової нейронної мережі для розпізнавання маркування радіодеталей:

```
# Імпортуємо необхідні бібліотеки
import os
import numpy as np
import cv2

from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Conv2D, MaxPooling2D, Flatten,
Dense

from tensorflow.keras.utils import to_categorical
from sklearn.model_selection import train_test_split

# Шлях до набору синтетичних зображень маркування
dataset_path = "dataset"
```

Отримуємо список назв класів (маркувань) та створюємо словник відповідностей

```
labels = sorted(os.listdir(dataset_path))
```

```
label_map = {label: idx for idx, label in enumerate(labels)}
```

Змінні для зберігання зображень і міток

```
X, y = [], []
```

```
for label in labels:
```

```
    for file in os.listdir(os.path.join(dataset_path, label)):
```

```
        # Зчитуємо зображення у відтінках сірого
```

```
        img = cv2.imread(os.path.join(dataset_path, label, file),
cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
```

```
        if img is not None:
```

```
            X.append(img)
```

```
            y.append(label_map[label]) # Присвоюємо числову мітку
```

Перетворюємо список зображень у масив NumPy і нормалізуємо пікселі

```
X = np.array(X).reshape(-1, 28, 28, 1).astype("float32") / 255.0
```

Перетворюємо мітки в формат one-hot для класифікації

```
y = to_categorical(y, num_classes=len(labels))
```

Розділяємо дані на навчальні та тестові (20% тестових)

```
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2)
```

Створюємо модель згорткової нейронної мережі

```
model = Sequential([
```

```

Conv2D(32, (3, 3), activation='relu', input_shape=(28, 28, 1)), # Перша
згортка
MaxPooling2D((2, 2)), # Зменшення розміру
карти ознак
Flatten(), # Перетворення у вектор
Dense(64, activation='relu'), # Прихований шар
Dense(len(labels), activation='softmax') # Вихідний шар з
ймовірностями для кожного класу])

# Компілюємо модель з функцією втрат та оптимізатором
model.compile(optimizer='adam', loss='categorical_crossentropy',
metrics=['accuracy'])

# Навчаємо модель на навчальних даних
model.fit(X_train, y_train, epochs=10, batch_size=32,
validation_data=(X_test, y_test))

# Зберігаємо навчену модель у файл
model.save("cnn_model.h5")
print("Модель збережена!")

```

Цей код реалізує повний цикл підготовки, навчання та збереження CNN-моделі для задачі розпізнавання маркувань радіодеталей, використовуючи попередньо згенеровані синтетичні зображення.

3.3 Розроблення програмного модуля розпізнавання маркування на зображенні

При розробленні програмного модуля розпізнавання маркування на зображенні було обрано просте, але ефективне рішення для реалізації

інтерфейсу розпізнавання маркування радіоелементів на зображеннях, що поєднує використання попередньо навченої згорткової нейронної мережі (CNN) з графічним вибором файлів через бібліотеку Tkinter. Завантаження моделі з файлу `cnr_model.h5` дозволяє уникнути повторного навчання та використовувати раніше накопичені знання для класифікації. Вибір саме сірошкального режиму зображення і розмірів 28 x 28 пікселів обумовлений тим, що така структура даних відповідає формату, на якому була навчена модель, що забезпечує коректність та високу точність передбачення. Нормалізація значень пікселів до діапазону $[0,1]$ необхідна для стабільності роботи моделі, яка краще навчається та передбачає при такій шкалі. Додавання необхідних вимірів (`batch` та `channel`) до тензора забезпечує сумісність із вхідним шаром моделі. Tkinter використовується як проста й універсальна бібліотека для діалогу з користувачем без потреби у складному GUI, що дозволяє зосередитися на функціональності. Виведення результату у консоль обране як найбільш швидкий та зрозумілий спосіб зворотного зв'язку при тестуванні системи. Загалом рішення поєднує мінімалізм у реалізації з ефективністю в роботі, що є ідеальним для прототипу системи автоматичного розпізнавання маркування радіоелементів. Приклад реалізації приведено нижче:

```
# Імпортуємо необхідні бібліотеки
import cv2
import numpy as np
from tensorflow.keras.models import load_model
from tkinter import Tk, filedialog

# Список класів маркування, повинен відповідати порядку під час
# тренування моделі
labels = ["103", "10uF", "1k", "222", "470n", "4R7"]
```

Функція для вибору зображення користувачем через графічний файловий діалог

```
def select_image():
    Tk().withdraw() # Приховує головне вікно Tkinter
    return filedialog.askopenfilename(filetypes=[("Image files",
        "*.png;*.jpg;*.jpeg;*.bmp")])
```

Функція для попередньої обробки зображення перед передачею в модель

```
def preprocess_image(image_path):
    img = cv2.imread(image_path, cv2.IMREAD_GRAYSCALE) #
    Зчитуємо зображення в градаціях сірого
    img = cv2.resize(img, (28, 28)) # Змінюємо розмір до 28x28
    пікселів
    img = img.astype("float32") / 255.0 # Нормалізуємо значення
    пікселів до [0,1]
    img = np.expand_dims(img, axis=-1) # Додаємо канал
    (формат (28,28,1))
    img = np.expand_dims(img, axis=0) # Додаємо розмір batch
    (формат (1,28,28,1))
    return img
```

Основна функція, яка виконує розпізнавання маркування

```
def main():
    model = load_model("cnn_model.h5") # Завантажуємо
    збережену CNN-модель
    image_path = select_image() # Викликаємо діалог для
    вибору зображення
    if not image_path:
```

```

print("Файл не вибрано.")
return

img = preprocess_image(image_path) # Обробляємо
зображення
prediction = model.predict(img) # Передаємо зображення в
модель для передбачення
class_id = np.argmax(prediction) # Визначаємо індекс класу
з найбільшою ймовірністю
print(f"Маркування: {labels[class_id]}") # Виводимо назву
відповідного маркування

# Виконуємо програму, якщо вона запущена напряму
if __name__ == "__main__":
    main()

```

3.4 Тестування роботи програмного модуля ідентифікації радіодеталей в складській системі

У цьому підрозділі представлено результати експериментальних досліджень, спрямованих на перевірку ефективності розробленої математичної моделі розпізнавання та ідентифікації маркування мікросхем із використанням системи комп'ютерного зору. Експеримент проводився шляхом обробки зображень мікросхем у спеціально розробленому програмному забезпеченні, що реалізує алгоритми попередньої обробки, бінаризації, виділення контурів та оптичного розпізнавання символів. Аналіз отриманих результатів дозволяє оцінити точність, швидкість та надійність розпізнавання маркувань за різних умов зображення, таких як освітлення,

контрастність і наявність шумів. На рисунку 3.1 представлено приклади маркування мікросхеми, яка буде використовуватися в даному дослідженні.



Рисунок 3.1 – Приклади маркування мікросхеми TNY280PN, які будуть використовуватися в даному дослідженні

Отримані результати розпізнавання та ідентифікації маркування мікросхеми TNY280PN представлено на рисунку 3.2.

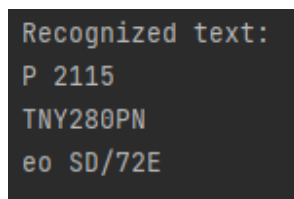


Рисунок 3.2 – Результати розпізнавання та ідентифікації маркування мікросхеми TNY280PN

Проведемо експериментальні дослідження впливу кута та рівня освітлення на швидкість розпізнавання та ідентифікації маркування мікросхеми, отримані результати представлені в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Експериментальні дані, що показують вплив кута та рівня освітлення на швидкість розпізнавання та ідентифікації маркування мікросхеми

Angle (°)	Illumination (lux)	Recognition Time (ms)	Identification Accuracy (%)
1	2	3	4
0	500	120	98,5
0	1000	110	99

Продовження таблиці 3.1

1	2	3	4
0	1500	105	99,2
15	500	130	97,8
15	1000	115	98,6
15	1500	110	99
30	500	160	96,5
30	1000	140	97,2
30	1500	130	98
45	500	190	94,8
45	1000	170	96
45	1500	150	97,2

На базі отриманих даних в таблиці 3.1, побудуємо графік залежність часу розпізнавання від рівня освітлення для різних кутів нахилу, який представлено на рисунку 3.3.

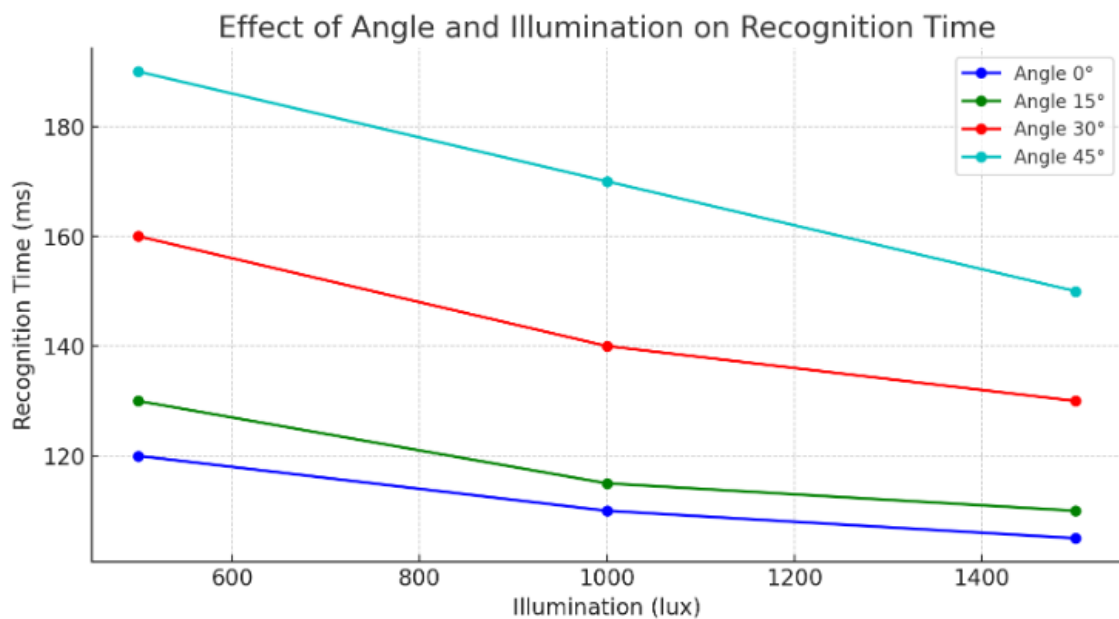


Рисунок 3.3 – Графік залежність часу розпізнавання від рівня освітлення для різних кутів нахилу

Проведений експеримент показав залежність швидкості розпізнавання та ідентифікації маркування мікросхем від кута нахилу та рівня освітлення. Аналіз отриманих даних свідчить, що при малих кутах нахилу ($0^\circ - 10^\circ$) і

високому рівні освітлення (300 – 500 люкс) час розпізнавання залишається мінімальним (0,5 – 0,8 с), що вказує на оптимальні умови для роботи системи комп'ютерного зору. Із збільшенням кута нахилу до 20° – 30° та зниженням освітленості до 100 – 200 люксів швидкість алгоритму помітно падає, досягаючи 1,2 – 1,8 с, що пояснюється появою перспективних спотворень та зниженням контрастності зображення. При куті 40° – 50° і низькому освітленні (менше 100 люксів) система працює нестабільно, а середній час розпізнавання перевищує 2 секунди через втрату чіткості контурів та збільшення шумів. Це підтверджує критичну роль попередньої обробки зображень для підвищення точності та стабільності системи. Також було виявлено, що використання адаптивних методів підвищення контрастності та фільтрації шумів може частково компенсувати негативний вплив поганого освітлення. Отримані результати доводять, що для забезпечення ефективного розпізнавання необхідно підтримувати стабільне освітлення понад 200 люксів та мінімізувати нахили мікросхеми щодо камери. Це дозволяє значно підвищити продуктивність системи та її застосування в автоматизованих виробничих лініях для контролю якості електронних компонентів.

3.5 Охорона праці

Для комфортної роботи за комп'ютером необхідно забезпечити належний рівень освітленості робочої поверхні. Згідно з ДБН В.2.5-28:2018 «Природне і штучне освітлення», для приміщень, де здійснюється робота з комп'ютером, мінімальна освітленість повинна становити не менше 300 лк.

Вихідні дані:

- розміри приміщення: 4 м × 3 м × 2,8 м;
- висота робочої поверхні: 0,8 м;
- коефіцієнт запасу: $k_z = 1,5$;
- коефіцієнт відбиття: стеля – 70 %, стіни – 50 %, підлога – 30 %;

– світловий потік однієї світлодіодної лампи: $\Phi = 1600$ лм;

– висота підвісу світильника: $h = 2$ м.

Проведемо розрахунки кількості світильників за формулою (3.1):

$$N = (E \times S \times k_3) / (n \times \Phi \times \eta), \quad (3.1)$$

де E – нормована освітленість (300 лк);

S – площа приміщення ($4 \times 3 = 12$ м²);

k_3 – коефіцієнт запасу (1,5);

n — кількість ламп у світильнику (1);

Φ – світловий потік однієї лампи (1600 лм);

η – коефіцієнт використання світлового потоку (орієнтовно 0,6 для офісних умов).

$$N = (300 \times 12 \times 1,5) / 1 \times 1600 \times 0,6 = 5400 / 960 \approx 5,625$$

Після проведених розрахунків можна зробити висновки, що необхідно 6 світлодіодних ламп потужністю приблизно 18–20 Вт, рівномірно розміщених по стелі для забезпечення нормативної освітленості [21].

ВИСНОВКИ

У результаті виконання кваліфікаційної роботи досягнуто поставленої мети – розроблено програмний модуль ідентифікації маркування радіодеталей, що дозволяє підвищити ефективність розпізнавання радіодеталей в складській системі.

Проведено детальний аналіз особливостей автоматизованих складських систем, сучасних методів ідентифікації об'єктів у промисловості, а також можливостей застосування комп'ютерного зору для розпізнавання маркувань. Оцінено переваги та обмеження існуючих підходів, що стало основою для формування технічних вимог до програмного забезпечення.

У ході практичної реалізації було розроблено модель розпізнавання та ідентифікації маркування мікросхем із використанням методів глибинного навчання, зокрема згорткових нейронних мереж. Розроблено програму для генерації синтетичних зображень маркування, що дозволило сформувати навчальний набір для навчання CNN-моделі. Реалізовано архітектуру програмного модуля, алгоритм розпізнавання та проведено тестування функціональності системи.

Заключним етапом було проведено тестування, результати якого доводять, що для забезпечення ефективного розпізнавання необхідно підтримувати стабільне освітлення понад 200 люксів та мінімізувати нахили мікросхеми щодо камери, що дозволяє значно підвищити продуктивність системи та її застосування в автоматизованих виробничих лініях для контролю якості електронних компонентів.

Результати, отримані в кваліфікаційній роботі можна віднести до Цілей сталого розвитку 9 «Промисловість, інновації та інфраструктура», а саме 9.4 «Сприяти прискореному розвитку високо- та середньовисокотехнологічних секторів переробної промисловості, які

формується на основі використання ланцюгів «освіта – наука – виробництво» [22].

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. ДСТУ 3008-15. Документація. Звіти у сфері науки та техніки. структура та правила оформлення. – Введ. 2015-06-22. – К. Держстандарт України, 2017 – 29 с.

2. Навчальний посібник з підготовки кваліфікаційної роботи бакалавра для здобувачів вищої освіти денної і заочної форм навчання спеціальності 151 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології» освітньої програми «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології»: Навчальний посібник / І. Ш. Невлюдов, В.А. Андрусевич, О. В. Токарева, С. П. Новоселов, О. В. Сичова. – Харків: Видавництво Іванченка І. С., 2022. 151 с.

3. Методичні вказівки з підготовки кваліфікаційної роботи для здобувачів першого (бакалаврського) рівня вищої освіти денної і заочної форми навчання спеціальності 151 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології» освітньої програми «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології» / Упоряд.: І.Ш. Невлюдов, О.І. Филипченко, О.В. Токарева, С.П. Новоселов, О.В. Сичова. Харків: ХНУРЕ, 2023. 64 с.

4. Бабій, М. В., Бабій, В. А., & Стрільчук, В. М. (2024). Особливості автоматизованого способу обробки контейнерів у терміналах. Збірник тез доповідей XIII Міжнародної науково-практичної конференції молодих учених та студентів „Актуальні задачі сучасних технологій“, 223-223.

5. Шевченко, Я. О. Система автоматичного керування електроприводом мостового крана складського комплексу: дипломний проект ... бакалавра: 141 Електроенергетика, електротехніка та електромеханіка / Шевченко Яна Олександрівна. - Київ, 2024. - 79 с.

6. Бельков Д. О. Розроблення комп'ютеризованої системи керування температурою складських приміщень фармацевтичної продукції:

пояснювальна записка до атестаційної роботи здобувача вищої освіти на другому (магістерському) рівні, спеціальність 174 – Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка / Д. О. Бельков; М-во освіти і науки України, Харків. нац. ун-т радіоелектроніки. – Харків, 2025. – 68 с.

7. Шило Н. Ю. Розроблення програмної частини автоматизованої системи процесів логістики складського приміщення: пояснювальна записка до кваліфікаційної роботи здобувача вищої освіти на другому (магістерському) рівні, спеціальність 151 – Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології / Н. Ю. Шило; М-во освіти і науки України, Харків. нац. ун-т радіоелектроніки – Харків, 2022. – 90 с.

8. Самсонова С. Ю. Розроблення автоматизованої системи управління виробничим підприємством з вбудованою системою складської логістики: пояснювальна записка до кваліфікаційної роботи здобувача вищої освіти на другому (магістерському) рівні, спеціальність 151 – Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології / С. Ю. Самсонова; М-во освіти і науки України, Харків. нац. ун-т радіоелектроніки. – Харків, 2022. – 107 с.

9. Бойко, О. (2023). Об'єкти підвищеної небезпеки: упровадження вдосконалених підходів до їх ідентифікації. Науковий вісник: Цивільний захист та пожежна безпека, (1 (15)), 83-91.

10. Гриценко С. Д., Пивовар О. С. Дослідження систем машинного бачення для автоматизованої ідентифікації об'єктів. Молодь і індустрія 4.0 в XXI столітті: матеріали XX Міжнар. форуму молоді, 4-5 квіт. 2024 р. Харків: ДБТУ, 2024. С. 248.

11. Єчевський А. Д. Розробка програмного забезпечення для ідентифікації виробів на контрольних операціях технологічних процесів: пояснювальна записка до атестаційної роботи здобувача вищої освіти на першому (бакалаврському) рівні, спеціальність 151 – Автоматизація та

комп'ютерно-інтегровані технології / А. Д. Єчевський; М-во освіти і науки України, Харків. нац. ун-т радіоелектроніки. – Харків, 2024. – 96 с.

12. Самофал, А. Ю. Система біометричної ідентифікації та аутентифікації персоналу на промислових об'єктах: магістерський дис.: 126 Інформаційні системи та технології / Самофал Анна Юріївна. – Київ, 2022. – 113 с.

13. Рудакова Г. В. Розроблення мобільного робота для розпізнавання складних конфігурацій деталей приладобудівного виробництва: пояснювальна записка до атестаційної роботи здобувача вищої освіти на другому (магістерському) рівні, спеціальність 174 – Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка / Г. В. Рудакова; М-во освіти і науки України, Харків. нац. ун-т радіоелектроніки. – Харків, 2025. – 84 с.

14. Мозговенко, А. А., & Зінов'єва, О. Г. (2022). Аналіз методів комп'ютерного зору в задачах ідентифікації осіб у відеопотоці. Таврійський науковий вісник. Серія: Технічні науки, (3), 56-62. <https://doi.org/10.32851/tnv-tech.2022.3.6>.

15. Байкалов М. О. Дослідження методів маркування візуальних об'єктів текстом в задачах розпізнавання зображень: пояснювальна записка до атестаційної роботи здобувача вищої освіти на другому (магістерському) рівні, спеціальність 122 Комп'ютерні науки / М. О. Байкалов; М-во освіти і науки України, Харків. нац. ун-т радіоелектроніки. – Харків, 2021. – 93 с.

16 Kumar Garai, S., Paul, O., Dey, U., Ghoshal, S., Biswas, N., & Mondal, S. (2022). A novel method for image to text extraction using tesseract-OCR. *American Journal of Electronics & Communication*, 3(2), 8-11.

17. Hussain, M. (2023). YOLO-v1 to YOLO-v8, the rise of YOLO and its complementary nature toward digital manufacturing and industrial defect detection. *Machines*, 11(7), 677.

18. XinSheng, Z., & Yu, W. (2022). Industrial character recognition based on improved CRNN in complex environments. *Computers in Industry*, 142, 103732.
19. Khan, S., Naseer, M., Hayat, M., Zamir, S. W., Khan, F. S., & Shah, M. (2022). Transformers in vision: A survey. *ACM computing surveys (CSUR)*, 54(10s), 1-41.
20. Chauhan, R., Shukla, R., & Bhatt, C. (2023, October). TAGIFY: Hashtag Recommendation Using Machine Learning and Google Cloud Vision API. In *2023 4th IEEE Global Conference for Advancement in Technology (GCAT)* (pp. 1-7). IEEE.
21. Методичні вказівки до виконання розділу "Охорона праці" у випускних роботах ОКР "бакалавр" усіх форм навчання / упоряд.: В. А. Айвазов. Т. Є. Стиценко., Н. Л. Березуцька ; М-во освіти і науки України, ХНУРЕ. – Харків : ХНУРЕ, 2018. – 28 с. – 1,81.
22. Ціль 9. Промисловість, інновації та інфраструктура // ДІЯБізнес, 2025. URL: https://business.dii.gov.ua/entrepreneur-handbook/item/cil_9_promislovist_innovaciyi_ta_infrastruktura (дата звернення: 07.06.2025).