

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»**

Факультет інформатики та обчислювальної техніки

Кафедра інформаційних систем та технологій

До захисту допущено:

Завідувач кафедри

_____ Олександр РОЛІК

«___» _____ 2025 р.

**Дипломний проєкт
на здобуття ступеня бакалавра
за освітньо-професійною програмою «Інформаційне забезпечення
робототехнічних систем»
спеціальності 126 «Інформаційні системи та технології»
на тему: «Система сортування яблук за їх станом з використанням ро-
бота MG400 Dobot»**

Виконав:

студент IV курсу, групи ІК-12

Жуковський Іван Андрійович

Керівник:

Асистент кафедри ІСТ, PhD

Нікітін Валерій Андрійович

Рецензент:

Доцент кафедри ІІІ ФІОТ, кандидат технічних наук, доцент

Фіногенов Олексій Дмитрович

Засвідчую, що у цьому дипломному
проєкті немає запозичень з праць інших
авторів без відповідних посилань.

Студент _____

Київ – 2025 року

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
Факультет інформатики та обчислювальної техніки
Кафедра інформаційних систем та технологій

Рівень вищої освіти – перший (бакалаврський)

Спеціальність – 126 «Інформаційні системи та технології»

Освітньо-професійна програма «Інформаційне забезпечення робототехнічних систем»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

_____ Олександр РОЛІК

«__» _____ 2025 р.

ЗАВДАННЯ
на дипломний проєкт студенту
Жуковському Івану Андрійовичу

1. Тема проєкту «Система сортування яблук за їх станом з використанням робота MG400 Dobot», керівник проєкту Нікітін Валерій Андрійович, асистент кафедри ICT, PhD, затверджені наказом по університету від «23» травня 2025 р. № 1705-с
2. Термін подання студентом проєкту: «09» червня 2025 р.
3. Вихідні дані до проєкту: система сортування повинна забезпечити точність класифікації не нижче 90%, продуктивність до одного яблука за 5 секунд, час обробки зображення не більше 300 мс, автономну роботу без необхідності постійного втручання оператора; об'єкт проєктування повинен функціонувати в умовах стабільного електроживлення у 240 В, сухих та чистих приміщеннях; припустимі похибки становлять не більше 10%.
4. Зміст пояснювальної записки: анотація, вступ, опис предметної області, існуючі рішення та аналоги, формування вимог до системи, вибір технологій розробки, робототехнічне забезпечення, розробка інформаційної підсистеми, тестування системи, висновок.

5. Перелік графічного матеріалу: діаграма компонентів, алгоритм роботи системи, структурна схема, підключення датчику освітленості.

6. Дата видачі завдання: «03» березня 2025 р.

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання дипломного проєкту	Термін виконання етапів проєкту	Примітка
1	Аналіз предметної області	16.04.2025	
2	Огляд існуючих рішень	18.04.2025	
3	Формування вимог до системи	25.04.2025	
4	Вибір технологій розробки	29.04.2025	
5	Робототехнічне забезпечення	02.05.2025	
6	Розробка інформаційної підсистеми	06.05.2025	
7	Розгортання та тестування системи	09.05.2025	
8	Оформлення пояснювальної записки	16.05.2025	

Студент

Іван ЖУКОВСЬКИЙ

Керівник

Валерій НІКІТІН

АНОТАЦІЯ

Система сортування яблук за їх станом з використанням робота MG400 Dobot.

Робота містить 62 с. тексту, 18 рисунків, 3 таблиці, посилання на 22 літературні джерела, 1 додаток та 4 конструкторських документів.

Ключові слова: робототехніка, машинний зір, автоматизація, нейронні мережі, YOLO, Modbus TCP/IP, Dobot MG400.

Об'єктом проєкту є процес автоматизованого сортування яблук за їх станом на основі візуальних ознак..

Метою проєкту є підвищення ефективності роботи малих підприємств та приватних господарств шляхом розробки робототехнічної системи автоматизованого сортування яблук, орієнтованої на використання саме такими підприємствами.

У цьому дипломному проєкті було розроблено робототехнічну систему автоматизованого сортування яблук на основі їх візуального стану, що включає програмне забезпечення для аналізу зображень, промисловий маніпулятор MG400 Dobot та конвеєрну стрічку. Було проведено аналіз існуючих рішень, розроблено інформаційну підсистему для детекції та класифікації яблук, а також виконано тестування системи в реальних умовах.

Отримані результати свідчать про те, що розроблена система має високу точність класифікації об'єктів, а основними її перевагами є швидкодія, компактність та гнучкість, що робить її придатною для використання в задачах автоматизації сортування яблук на малих підприємствах та приватних господарствах.

SUMMARY

Apple sorting system based on their condition using the MG400 Dobot robot.

The project contains 62 pages of text, 18 figures, 3 tables, links to 22 literary sources, 1 annex and 4 design documents.

Keywords: robotics, computer vision, automation, neural networks, YOLO, Modbus TCP/IP, Dobot MG400.

The object of this project is the process of automated sorting of apples based on their visual condition.

The goal of this project is to improve the efficiency of small businesses and private farms by developing a robotic system for automated apple sorting, specifically oriented toward use in such enterprises.

This graduation project presents the development of a robotic system for automated sorting of apples based on their visual condition. The system includes image analysis software, the MG400 Dobot industrial manipulator, and a conveyor belt. The work includes an overview of existing solutions, the design of an information subsystem for apple detection and classification, as well as real-world testing of the system.

The results confirm that the developed system demonstrates high classification accuracy. Its main advantages are speed, compactness, and flexibility, making it well-suited for automation tasks in apple sorting at small agricultural enterprises and private farms.

Номер рядка	Формат	Позначення	Найменування	Кільк. аркушів	Номер елем.	Примітка
1			<u>Документація загальна</u>			
2						
3			Знову розроблена			
4						
5	A4	ІК12.090БАК.006 ПЗ	Пояснювальна записка	62		
6	A3	ІК12.090БАК.006 Д1	Система сортування яблук за	1		
7			їх станом з використанням			
8			робота MG400 Dobot.			
9			Діаграма компонентів.			
10	A3	ІК12.090БАК.006 Д2	Система сортування яблук за	1		
11			їх станом з використанням			
12			робота MG400 Dobot.			
13			Структурна схема.			
14	A3	ІК12.090БАК.006 Д3	Система сортування яблук за	1		
15			їх станом з використанням			
16			робота MG400 Dobot.			
17			Алгоритм роботи системи.			
18	A3	ІК12.090БАК.006 Д4	Система сортування яблук за	1		
19			їх станом з використанням			
20			робота MG400 Dobot.			
21			Діаграма потоків даних в			
22			системі.			
23						
24						
25						
26						
27						
28						
Зм.	Аркуш	№ докум.	Підпис	Дата	ІК12.090БАК.006 ТП	
Розроб.		Жуковський І. А.				
Керівн.		Нікітін В. А.			Система сортування яблук за їх станом з використанням робота MG400 Dobot.	
					Відомість проекту	
Затв.					КПІ ім. Ігоря Сікорського	
					Літ.	Аркуш
						1
					Аркушів	1

Пояснювальна записка
до дипломного проєкту
на тему: «Система сортування яблук за їх станом з вико-
ристанням робота MG400 Dobot»

Київ – 2025 року

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ.....	4
ВСТУП	5
1 ОПИС ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ	7
1.1 Місце робототехніки в агропромисловому комплексі	7
1.2 Вплив сортування на якість кінцевої продукції.....	7
1.3 Особливості сортування яблук	8
Висновок до розділу 1.....	9
2 ІСНУЮЧІ РІШЕННЯ ТА АНАЛОГИ.....	10
2.1 Система сортування «GeoSort».....	10
2.2 Система сортування «TM UApple»	10
2.3 Система сортування «Sungrow».....	11
Висновок до розділу 2.....	11
3 ФОРМУВАННЯ ВИМОГ ДО СИСТЕМИ	13
3.1 Функціональні та технічні вимоги	13
3.2 Вимоги до точності та продуктивності.....	15
Висновки до розділу 3	16
4 ВИБІР ТЕХНОЛОГІЙ РОЗРОБКИ.....	17
4.1 Загальна архітектура системи	17
4.2 Вибір нейронної мережі	19
4.3 Мови програмування та середовища розробки.....	20
4.3.1 Мова програмування Python	20
4.3.2 IDE PyCharm	20
4.3.3 IDE DobotStudio Pro	21
4.3.4 Мова програмування Lua	22
4.4 Протокол передачі даних Modbus	22
Висновки до розділу 4	23

					ІК12.090БАК.006 ПЗ				
	Л	№ докум.	Підпис		Система сортування яблук за їх станом з використанням роботи MG400 Dobot. Пояснювальна записка				
Розробив	Жуковський І. А								
Перевірив	Нікітін В. А.								
Затв.					КПІ ім. Ігоря Сікорського Група ІК-12				
					Літ.	Арк.	Аркушів		
					Т		2	62	

5 РОБОТОТЕХНІЧНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ.....	25
5.1 Робот MG400 Dobot	25
5.2 Конвеєрна стрічка	27
5.3 Камера та сенсори	29
Висновки до розділу 5	30
6 РОЗРОБКА ІНФОРМАЦІЙНОЇ ПІДСИСТЕМИ.....	33
6.1 Структура та принцип дії підсистеми	33
6.2 Застосування моделі YOLO для детекції та класифікації яблук.....	34
6.2.1 Підготовка та аугментація набору даних.....	34
6.2.2 Навчання моделі YOLOv8 для детекції об'єктів	36
6.2.3 Навчання моделі YOLOv11 для класифікації об'єктів	42
6.3 Програмна взаємодія підсистеми комп'ютерного зору з роботом	47
Висновки до розділу 6	49
7 ТЕСТУВАННЯ СИСТЕМИ	52
7.1 Тестування детектора та класифікатора	52
7.2 Аналіз працездатності системи в реальному часі.....	55
Висновки до розділу 7	57
ВИСНОВКИ.....	59
ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	61
ДОДАТОК А.....	63

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

FPS — Frames Per Second (кадри за секунду).

IDE — Integrated Development Environment.

IoU — Intersection over Union (коефіцієнт перетину).

IP — Internet Protocol.

IQS — Internal Quality Score.

mAP — mean Average Precision (міра середньої точності).

ResNet — Residual Neural Network.

TCP — Transmission Control Protocol.

USB — Universal Serial Bus.

YOLO — You Only Look Once.

					ІК12.090БАК.006 ПЗ	Арк.
						4
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

ВСТУП

Якість продукції, особливо в аграрному комплексі, є критично важливим фактором, що визначає її конкурентоспроможність, привабливість та відповідність стандартам ринку. СОРТУВАННЯ плодів є післязбиральним етапом, який потребує значних трудових та економічних витрат, особливо у випадку традиційного сортування. Це є основною причиною того, що питання автоматизації процесів сортування у агропромисловому комплексі є актуальним та розповсюдженим. Для великих аграрних підприємств використання робототехнічних комплексів автоматизованого сортування уже давно є стандартом. Водночас, малі підприємства та приватні господарства, що становлять значну частку фермерського сектору України, мають обмежені ресурси, у зв'язку із чим часто залишаються поза технологічним прогресом.

Для таких господарств необхідне рішення, що зможе поєднати автоматизацію та низькі витрати. Такого результату можна досягти завдяки використанню поширених та доступних обчислювальних платформ, сенсорів, відкритих бібліотек машинного навчання, адже їх поєднання дає можливість створення компактних системи, що орієнтовані на вузькі виробничі задачі, до яких можна віднести і сортування яблук. Водночас розробка такої системи супроводжується низкою викликів, серед яких необхідність робити систему дешевою, таким чином використовуючи обладнання з малими обчислювальними ресурсами, але при цьому забезпечити стабільну роботу нейронної мережі в умовах змінного освітлення, обробку даних в режимі реального часу та коректну взаємодію між апаратними і програмними компонентами.

Цей дипломний проєкт присвячений інформаційному забезпеченню робототехнічної системи для створення комплексу автоматизованого сортування яблук за їх станом. Розробка спрямована на створення робототехнічної системи автоматизованого сортування яблук, що оптимізована для впровадження та використання в умовах малих підприємств та приватних господарств з метою підвищення ефективності їх роботи, а також зниження трудових витрат.

У якості виконавчого пристрою було обрано робот-маніпулятор MG400 Dobot, що взаємодіє з інформаційною системою на базі мов програмування Python та Lua, а також із застосування нейронних мереж YOLOv8, YOLOv11. Використання цих технологій дозволяє виявляти плоди на конвеєрній стрічці, аналізувати їх візуальний стан та приймати рішення про їх видалення з конвеєру, або пропуску в зону «свіжої» продукції. Архітектура системи базується на модульному підході, який означає розподіл функціоналу на окремі компоненти, що забезпечує гнучкість системи, а також підвищує її надійність.

					ІК12.090БАК.006 ПЗ	Арк.
						6
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

1 ОПИС ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ

1.1 Місце робототехніки в агропромисловому комплексі

Використання робототехнічних систем та комплексів є однією з невід’ємних складових сучасних промислових комплексів, до яких також входить агропромисловий. У сільському господарстві основними причинами інтеграції автоматизованих систем є потреба зменшити кількість ручної праці, підвищити точність, швидкість роботи, а також зробити використання ресурсів ефективнішим.

На міжнародному рівні розвиток та розробка аграрних роботів актуальні вже протягом тривалого часу. Є багато різних систем, які активно застосовуються в різних сферах агропромислового комплексу. Досить відомими є агрономічний робот BoniRon від компанії Amazone, робот-собака для випасу овець від компанії Boston Dynamics, робот-дояр від компанії DeLaval. Ці приклади демонструють не тільки наявність попиту на аграрні робототехнічні системи, але й широкий спектр можливостей їх використання: від збору врожаю та догляду за тваринами — до моніторингу стану полів та рослин [1].

1.2 Вплив сортування на якість кінцевої продукції

Під час виробництва одним із ключових етапів процесу є сортування. Воно забезпечує якість продукції, що поставляється споживачеві. А якість продукції, в свою чергу, залежить від ефективності та точності визначення придатності та відсіювання браку.

Однією з головних проблем ручного сортування є наявність людського фактору, який дуже впливає на якість сортування. Тому для забезпечення високої точності обробки використовуються автоматизовані системи сортування, що дають можливість зменшити кількість дефектів і таким чином підвищити якість продукту, який залишається після обробки. Ці системи постійно розвиваються і стають все точнішими завдяки використанню сучасних технологій, серед яких є оптичні сенсори, маніпулятори, сепаратори, пневматичні системи. Використання таких систем

					ІК12.090БАК.006 ПЗ	Арк.
						7
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

забезпечує підвищену якість сортування у порівнянні з ручним, адже вони забезпечують вищу продуктивність та вищу точність сортування завдяки відсутності втоми чи неуважності персоналу.

Для різних типів підприємств розробляються різні рішення, які враховують специфіку їх роботи. При цьому враховуються параметри об'єктів сортування — їх форма, вага, розміри, структура, що також підвищує ефективність роботи та забезпечує якість продукції на виході [2].

1.3 Особливості сортування яблук

Сортування фруктів є важливим та необхідним процесом, що відбувається після їх збору, адже успішність цього сортування визначає якість кінцевої продукції та її придатність до поставки на прилавки магазинів. Сучасні сортувальні комплекси для яблук забезпечують майже повну автоматизацію цього процесу та дуже суттєво зменшують людський вплив на його результати, що забезпечує вищі швидкість та точність сортування. В залежності від критеріїв сортування основними параметрами, на основі яких визначається придатність продукту до споживання, можуть бути:

- розмір, вага фрукту;
- ступінь стиглості фрукту;
- наявність на ньому дефектів.

Сам аналіз виконується переважно на основі зовнішнього вигляду плодів з використанням технологій комп'ютерного зору та нейронних мереж. Це дає можливість виконувати процеси сортування з високою швидкістю та точністю. Крім того, це сприяє зменшенню втрат, пов'язаних із людським фактором.

Висновки до розділу 1

У цьому розділі було розглянуто актуальність робототехнічних систем сортування та доцільність їх впровадження і використання в аграрному комплексі. Використання таких систем є ефективним способом автоматизації сортування, підвищення його швидкості та точності. Сортування, в свою чергу, є критично важливим етапом при підготовці продукту до постачання на споживання, адже якість продукту є одним з найголовніших чинників, що визначають відповідність продукції вимогам ринку. Було розглянуто недоліки ручного сортування, серед яких особливо виділяється найпоширеніша проблема в таких процесах — людський фактор. Висвітлено особливості сортування яблук, які є найбільш популярним фруктом в Україні. Застосування комп'ютерного зору та нейронних мереж дає можливість виконувати ефективне сортування яблук, забезпечуючи як високу швидкість сортування, так і його якість.

					ІК12.090БАК.006 ПЗ	Арк.
						9
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

2 ІСНУЮЧІ РІШЕННЯ ТА АНАЛОГИ

2.1 Система сортування «GeoSort»

Однією з поширених систем сортування яблук для великої промисловості є лінія «GeoSort», розроблена нідерландською компанією Greefa. До 2019 року це була найпотужніша лінія сортування, що є в Україні, і встановлена вона у сховищі для яблук ТОВ «Сади Дніпра». Продуктивність цієї системи становить до 12 тонн на годину. Ключовими функціями та перевагами системи є:

Автоматичний перекидач контейнерів з вивантаженням у воді, що забезпечує зменшення пошкодження фруктів.

- двоголовий наповнювач для автоматичного пакування яблук у ящики;
- сортування за вагою;
- сортування за кольором, інтегроване в систему iQS;
- сортування за розмірами;
- модульна конструкція, що дає можливість масштабування лінії.

Це рішення орієнтоване на великі агропідприємства, що потребують високої продуктивності та точності сортування з повною автоматизацією [3].

2.2 Система сортування «TM UApple»

Система сортування «TM UApple» — це модернізація розглянутої раніше GeoSort, яка дозволяє як підвищити продуктивність системи, а також розширити її функціонал та інтегрувати її в загальну інфраструктуру підприємства. Серед нововведень можна виділити:

- інтеграція з внутрішньою логістикою підприємства;
- покращення системи сканування фрукту за кількома параметрами;
- покращення здатності лінії розпізнавати дефекти яблук та груш.

Оновлено систему комп'ютерного зору, яка отримує зображення з кольорової та інфрачервоної камери великої роздільної здатності. Це дає можливість аналізувати дефекти яблука як на шкірці, так і під нею.

					ІК12.090БАК.006 ПЗ	Арк.
						10
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

Після модернізації ця лінія на даний момент вважається найпотужнішою та найбільш оптимізованою в Україні [4].

2.3 Система сортування «Sungrow»

«Sungrow Sp. z o. o.» — це польська компанія, діяльність якої включає як впровадження інноваційних систем, так і участь у їх розробці. На їх прикладі можна розглянути основні етапи сортування яблук на середньому підприємстві:

- попереднє водне сортування. На цьому етапі яблуко миється, після чого відбувається відбір на основі їх кольору, ваги та сорту;
- миття, дезінфекція. Тут яблука проходять очистку, одночасно з чим відбувається відбір сміття;
- сушіння. Цей етап присвячений видаленню залишків вологи з фруктів;
- основне сортування. На цьому етапі використовується система машинного зору ViSort, яка здійснює візуальну оцінку плодів та відсіює непридатні яблука. Також на цьому етапі використовується тензOMETрична система зважування, яка забезпечує точнішу класифікацію продукції;
- ручна доопрацювання. Це єдиний етап, в якому людина бере пряму участь. Тут робітники пакують яблука в ящики та контролюють вагу упаковок.

Продуктивність таких ліній може сягати 2.5 тонн на годину, що дає підприємству можливість обробляти великі об'єми продукції з великою швидкістю, при цьому без втручання людини, завдяки чому зменшуються витрати ресурсів та ймовірність виникнення людських помилок при сортуванні [5].

Висновки до розділу 2

У цьому розділі було проведено огляд деяких існуючих та актуальних систем сортування яблук, кожна з яких має свої особливості в залежності від масштабів виробництва, на які вона розрахована. Першою розглядалася система «GeoSort» від

компанії Greefa. На її прикладі можна побачити систему, яка окрім точного сортування досягає високої швидкості за рахунок модульної конструкції та додаткової автоматизації процесу пакування. Далі було розглянуто систему, яка є модернізацією «GeoSort», а саме систему від ТМ UApple. Ця система значно розширила функціонал оригіналу, використовуючи адаптовані під вимоги системи засоби комп'ютерного зору, зокрема інфрачервоне сканування, що підвищує точність виявлення дефектів. Останньою розглядалася система «SunGrow», яка, на відміну від двох попередніх, розрахована на середні підприємства, тому використовує поєднання автоматизованих та ручних дій. Усі розглянуті рішення демонструють, що використання комп'ютерного зору для автоматизації процесу сортування продукції в агропромисловому комплексі є актуальним та поширеним інструментом для досягнення високої точності та продуктивності сортування.

Однак усі зазначені системи є досить складними, великими, дорогими, та розраховані на використання у підприємствах середніх або великих масштабів. В той час як для малих виробництв, або приватних господарств, потрібне більш економічне та компактне рішення. Для таких малих фермерських господарств, представники яких не мають можливості інвестувати кошти в дороге промислове обладнання, критично важливими є не тільки його вартість, але і простота інтеграції, легкість обслуговування, мала кількість ресурсів, необхідних для функціонування системи. Це створює попит на системи автоматизованого сортування, що орієнтовані на виробництва у малих масштабах та розраховані на використання спеціально в дрібних підприємствах.

3 ФОРМУВАННЯ ВИМОГ ДО СИСТЕМИ

Після аналізу існуючих рішень, можна сформуванати основні принципи побудови ефективної системи сортування яблук. Ключовим елементом такої системи є підсистема машинного зору, що має забезпечувати можливість якісної класифікації за фізичними параметрами. Також при формуванні технічної частини системи і вимог до неї необхідно враховувати, що вона розрахована на використання у малих господарствах, тому її вартість та масштаби мають бути відповідними.

3.1 Функціональні та технічні вимоги

Спочатку розглянемо функціональні вимоги:

- класифікація яблук на основі їх зовнішнього стану;
- автоматичне сортування яблук за результатами аналізу;
- робота в режимі реального часу;
- можливість інтеграції з конвеєрною стрічкою та промисловим маніпулятором;
- можливість автономної роботи системи без необхідності зовнішнього нагляду.

Розглянемо детальніше кожен з них. Спочатку вимога класифікації яблук на основі їх зовнішнього стану. Це основна функція системи, яка забезпечує сортування яблук в залежності від наявності на них візуальних дефектів. Для досягнення цього використовуються технології комп'ютерного зору та нейронні мережі, навчені на відповідних наборах даних.

Далі автоматичне сортування яблук за результатами аналізу. Після класифікації система має дати маніпулятору відповідну команду на відбракування зіпсованого яблука. Цей процес має бути автоматичним та відбуватися без втручання оператора.

Наступна — робота в режимі реального часу. Ця вимога зумовлена тим, що сортування в системі відбувається на рухомій конвеєрній стрічці, через що можливість виконувати обробку відеопотоку та видачі команди без помітних затримок є важливим.

Потім можливість інтеграції з конвеєрною стрічкою та промисловим маніпулятором. Система повинна бути сумісною з типовими промисловими компонентами та підтримувати відповідні протоколи обміну.

Наступною вимогою є можливість автономної роботи системи без необхідності зовнішнього нагляду.

Виконання цієї вимоги дозволить використовувати систему навіть одним оператором без безперервного втручання.

Тепер розглянемо технічні вимоги:

- висока точність класифікації, не нижче 90%;
- стійкість до незначних змін навколишнього середовища, наприклад освітлення та ракурсу зйомки;
- пропуску здатність до 1 яблука на 5 секунд;
- час реакції системи на вхідне зображення не перевищує 300 мс;
- підтримка передачі команд за допомогою Modbus.

Розглянемо їх детальніше. Спочатку вимога високої точності класифікації. Ця вимога зумовлена необхідністю забезпечення комерційної доцільності та високої точності сортування.

Далі стійкість до незначних змін навколишнього середовища, наприклад освітлення та ракурсу зйомки. Виконання цієї вимоги забезпечується шляхом нормалізації зображень та використання аугментації зображень під час навчання моделей нейронної мережі.

Наступна — пропуску здатність до 1 яблука на 5 секунд. Значення показника пропуску здатності зумовлено тим, що система є доцільною для використання в малих обсягах і такий показник продуктивності відповідає потребам малих виробництв.

Ще однією важливою вимогою є те, що час реакції системи на вхідне зображення має не перевищувати 300 мс. Важливість цієї вимоги пояснюється тим, що затримки можуть бути критичними при синхронізації між виявленням робота та подачею йому відповідної команди. У разі великих затримок може з'явитися проблема з аналізом стану яблука до того як воно покине зону обробки.

Останньою вимогою є підтримка передачі команд по Modbus. Цей протокол є загальноприйнятим у промисловості протоколом обміну, за допомогою якого в цій роботі забезпечується зв'язок між Python-скриптом та контролером робота.

3.2 Вимоги до точності та продуктивності

Ефективність системи сортування як у точності класифікації, так і в обробці даних в режимі реального часу є критично важливою та визначає доцільність її використання.

Ключовим параметром є точність класифікації, адже переважно саме вона визначає якість продукції на виході з системи сортування. Для цієї роботи мінімальною точністю класифікації було обрано 90%, що вважається достатнім для використання у малих господарствах та підприємствах. Такий рівень дає можливість суттєво зменшити кількість дефектних яблук, що помилково класифікуються як «свіжі». Це, в свою чергу, забезпечує прийнятну якість відсортованої продукції. Для досягнення цього потрібно розробити модель машинного зору, яка буде стійкою до варіацій по формі яблука, його розмірів, ракурсів, освітленні.

Саму продуктивність системи можна визначати як за кількістю об'єктів, що можуть бути оброблені за одиницю часу, так і за швидкістю, з якою система обробляє нові дані. Пропускна здатність у 1 яблуко на 5 секунд визначалася цільовою аудиторією використання системи та параметрами конвеєра середньої потужності. При цьому для забезпечення достатньої швидкості реакції на появу нового яблука в полі зору камери та його класифікації максимальний допустимий час обробки одного зображення не повинен перевищувати 300 мс. Затримки вищі за 300 мс можуть

спричинити ситуації, в яких яблуко було класифіковано помилково або не класифіковано взагалі, що в результаті може призвести до неякісно відсортованої продукції.

Висновки до розділу 3

Цей розділ присвячений формуванню вимог до системи автоматизованого сортування яблук. Ці вимоги визначають як функціональні можливості системи, так і її технічні параметри, а також критерії продуктивності. Система орієнтована на використання у малих підприємствах, а її основні задачі включають точну класифікацію яблук, їх автоматичне транспортування та сортування, а також забезпечення високої продуктивності роботи навіть в умовах обмежених ресурсних можливостей.

Серед функціональних головними вимогами є можливість системи виконувати автоматичне сортування яблук в режимі реального часу та можливість працювати без втручання оператора. Забезпечення виконання цих вимог дає можливість створення компактної та просто у використанні системи автоматизованого сортування, яка буде ефективною для використання у малих підприємствах як з точки зору ефективності сортування, так і з економічної.

Серед технічних вимог було виділено забезпечення високої точності класифікації (не менше за 90%), швидкий час реакції та аналізу системи (до 300 мс) та пропускну здатність до 1 яблука на 5 секунд, що забезпечує стабільну роботу у режимі реального часу. Також підсистема комп'ютерного зору має бути стійкою до змін навколишнього середовища, наприклад освітлення робочої зони сортувальної системи. Останньою, але не менш важливою технічною вимогою, було зазначено необхідність підтримки промислових протоколів даних, таких як Modbus TCP/IP, за допомогою яких забезпечується зв'язок між компонентами сортувальної системи, а саме між підсистемою комп'ютерного зору та сортувальним пристроєм.

4 ВИБІР ТЕХНОЛОГІЙ РОЗРОБКИ

4.1 Загальна архітектура системи

Архітектурою системи було обрано гібридний підхід з розподілом функціональним модулів. Він базується на клієнт-серверній архітектурі, яка реалізується з використанням таких мов програмування, як Python та Lua, що дає можливість забезпечити розподіл функціональності між окремими підсистемами, а також зробити систему масштабованою і простою до модифікацій в майбутньому [6,7].

З використанням клієнт-серверної архітектури реалізовано зв'язок між інформаційною підсистемою та виконавчим пристроєм, тобто між комп'ютерним зором та роботом. Для цього використовувався протокол Modbus TCP/IP. В даному випадку у якості клієнта маємо комп'ютер, з якого виконуються запити до сервера, який реагуватиме на них, тобто до робота.

Мультимовність системи являє собою координацію двох програмних модулів, а саме підсистеми комп'ютерного зору, реалізованою мовою Python з використанням моделей нейромереж YOLOv8 та підсистема управління роботом, яка реалізована у вигляді скрипта мовою Lua.

Розглянемо кожен модуль детальніше.

Модуль комп'ютерного зору. Для роботи цього модуля використовується камера, що знімає конвеєрну стрічку. Відеопотік з цієї камери передається на обробку моделями YOLOv8 та YOLOv11 в режимі реального часу. Спочатку для цього використовується модель YOLOv8, натренована на детекцію яблук. Вона потрібна для визначення наявності яблука та його координат на зображенні. У випадку успішного виявлення об'єкту та частина зображення, на якій його було виявлено, передається на обробку другій моделі, YOLOv11, натренованій на класифікацію. На основі результатів обробки цією моделлю виконується розподіл яблук на категорії «свіже» та «зіпсоване», після чого відповідний результат передається на керуючий модуль.

					ІК12.090БАК.006 ПЗ	Арк.
						17
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

Керуючий модуль. Він реалізований мовою Python та працює на основі результатів роботи модуля комп'ютерного зору. Після того, як результат обробки зображення з камери було отримано, керуючий модуль формує відповідні команди у такому форматі, який здатний обробити виконавчий модуль. Для передачі цієї команди виконується протокол Modbus TCP/IP.

Виконавчий модуль. Цей модуль відповідає за керування самим виконавчим пристроєм, тобто роботом. Він приймає команди з Modbus, та на їх основі, у разі зіпсованості яблука, виконує відповідну дію: зміщує його з конвеєрної стрічки. Для реалізації виконавчого модуля використовувалася мова програмування Lua.

Така архітектура дозволяє розподіляти функції між модулями, що, в свою чергу, дає можливість підвищити стабільність та надійність системи, а також оптимізувати її роботу. Використання протоколу Modbus TCP/IP забезпечує стабільний та простий для налаштування зв'язок між пристроями. Підвищення продуктивності системи задовольняється за допомогою паралельної роботи модулів, адже кожна частина виконує лише свою специфічну задачу. Архітектуру системи схематично зображено на рисунку 4.1. Також її детально візуалізовано в якості діаграми компонентів, що зображена на кресленнику ІК12.090БАК.006 Д1.

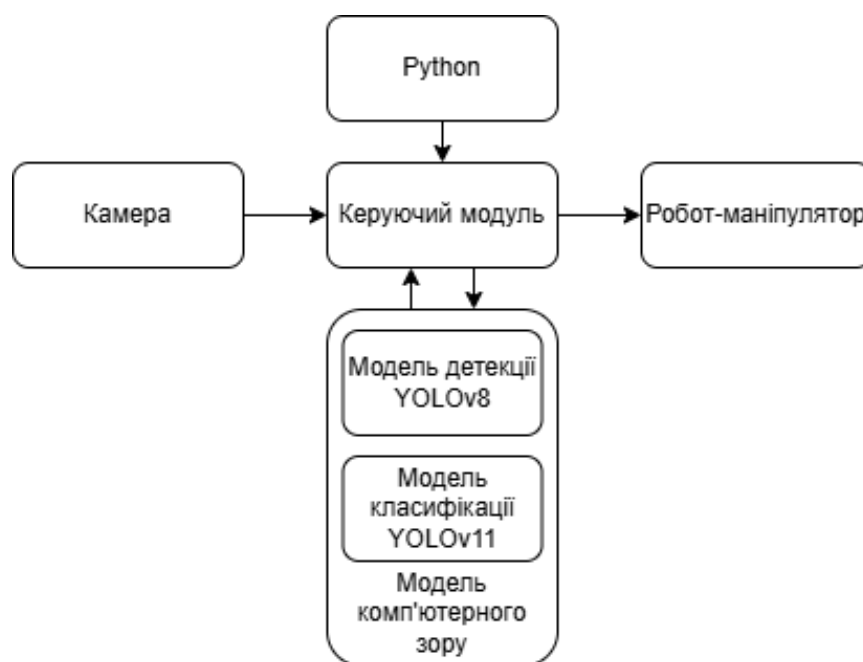


Рисунок 4.1 — Архітектура системи

4.2 Вибір нейронної мережі

Нейронна мережа є найважливішою складовою підсистеми комп'ютерного зору, що виконуватиме класифікацію яблук за їх зовнішнім станом. Вона має бути ефективною в роботі умовах обмежених ресурсів та необхідністю швидкої обробки вхідних даних в режимі реального часу. Під час вибору серед існуючих моделей для обробки зображень особлива увага приділялася архітектурам, що поєднують зазначені параметри.

Було розглянуто такі популярні підходи, як ResNet, MobileNet та YOLO (You Only Look Once). В результаті порівняння їх особливостей та огляду задач, для яких доцільне використання цих архітектур вибір було зроблено на користь YOLO, яка, на момент розробки, є однією з найсучасніших та найпопулярніших в задачах детекції та класифікації об'єктів.

Серед особливостей YOLO можна виділити те, що її можна легко налаштовувати відповідно до вимог конкретного застосування завдяки її модульному дизайну. В цій роботі задачами, для яких використовується нейронна мережа, є детекція об'єктів, тобто яблук, та їх подальша класифікація на категорії «свіже» та «зіпсоване». Серед переваг YOLO також можна виділити менший розмір її моделей у порівнянні з аналогами та швидку роботу на пристроях з обмеженими обчислювальними можливостями [10].

Для навчання моделей необхідний якісний та підходящий набір даних, який включатиме прикладі з різними ступенями пошкодження, змінами кольору, варіаціями освітлення та положення яблука у кадрі. Для навчання моделі на класифікацію було обрано набір даних з відкритого ресурсу Roboflow [19]. При цьому враховувалися зазначені вище критерії. Для навчання моделі на детекцію об'єктів було вибрано набір даних з цього ж ресурсу та на його основі створено власний, модифікований під задачі конкретного цієї роботи. Також для підвищення точності обробки зображень було застосовано методи аугментації даних, а саме повороти

об'єктів на зображенні, їх дзеркальне відображення, зміни розмірів, масштабування, яскравості тощо. При цьому було реалізовано сегментацію, завдяки якій модель могла фокусуватися на самих об'єктах, ігноруючи їх фон.

4.3 Мови програмування та середовища розробки

4.3.1 Мова програмування Python

Мова програмування Python є високорівневою мовою, основними перевагами якої є простий синтаксис та велика кількість можливостей її використання у задачах обчислень, автоматизації, машинного навчання тощо. Також ця мова має численні різноманітні бібліотеки, що в поєднанні з відкритим кодом зробило її стандартною для використання у галузі штучного інтелекту та комп'ютерного зору [8].

Використання можливостей мови Python при розробці цієї системи дозволяє зручно розробляти моделі глибокого навчання за допомогою бібліотек PyTorch, Ultralytics, OpenCV, NumPy тощо. Їхнє використання забезпечує швидку та ефективну обробку зображень в режимі реального часу. Наприклад, модуль комп'ютерного зору, який отримує відеопотік з камери та передає його для обробки нейронними мережами YOLO, після чого інтерпретує результати та передає на наступний модуль відповідні команди.

Також Python використовується для написання керуючого модуля, в якому організовується клієнтська частина зв'язку між модулем комп'ютерного зору та виконавчим модулем за допомогою протоколу Modbus TCP/IP. Для цього використовується бібліотека PyModbus, яка дає можливість реалізації повноцінної взаємодії між комп'ютером, на якому оброблюється відеопотік, та роботом, який виконує саме сортування, без потреби у складному низькорівневому програмуванні [9].

4.3.2 IDE PyCharm

Для реалізації підсистеми комп'ютерного зору, розробленої з використанням мови Python, в якості інструменту виконання було обрано інтегроване середовище

					ІК12.090БАК.006 ПЗ	Арк.
						20
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

розробки PyCharm від компанії JetBrains. Він орієнтований спеціально на розробку Python-проектів та підтримує інтеграцію з віртуальними середовищами, налагодження та тестування коду [11].

За допомогою використання цього середовища, яке має функції автоматичного доповнення коду, рефакторингу, аналізу синтаксису в реальному часі та вбудованому інтерпретатору Python можна значно підвищити ефективність розробки. Найголовнішою його перевагою є можливість простої, зручно та швидкої інтеграції великої кількості бібліотек, серед яких необхідні для виконання цієї роботи OpenCV, NumPy, Tensorflow тощо, що активно використовуються в задачах обробки зображень та побудови і навчання моделей нейронних мереж. Для виконання цієї роботи використовувалося віртуальне середовище, в якому було інстальовано усі необхідні бібліотеки, серед яких Ultralytics, PyModbus та інші, зазначені раніше. Таким чином використання PyCharm в якості середовища розробки дало можливість зосередитися безпосередньо на реалізації компонентів комп'ютерного зору без необхідності непотрібних ускладнень у частині інструментів розробки [12].

4.3.3 IDE DobotStudio Pro

В якості системи, що містить маніпулятор та конвеєрну стрічку, було обрано промислового робота MG400 Dobot. Цей робот є придатним до використання для задач автоматизації у системах сортування для малих господарств, оскільки він є компактним, має 4 ступені свободи та простий інтерфейс. Окрім цього, однією з його переваг є відносно невисока вартість, що поєднується зі здатністю виконувати точні й стабільні маніпуляції з об'єктами.

Для управління роботом-маніпулятором та написання під нього програмного забезпечення було використано DobotStudio Pro. Це офіційне середовище розробки від компанії Dobot, яке підтримує розробку програм за допомогою графічного інтерфейсу та написання скриптів мовою Lua. Таким чином можна зручно та легко реалізувати необхідний для забезпечення працездатності системи функціонал маніпулятора. Окремою перевагою є вбудована підтримка протоколу Modbus TCP/IP,

що дозволяє організувати зв'язок між керуючим модулем та виконавчим модулем, тобто взаємодію між підсистемою комп'ютерного зору, розробленою на Python, та самим роботом [13].

4.3.4 Мова програмування Lua

Мова програмування Lua є швидкою та гнучкою мовою, що розроблялася спеціально для вбудованих систем, в яких швидкість виконання, простота інтеграції з іншими компонентами та компактність коду були ключовими показниками [14, 15].

Завдяки тому, що Lua має відносно простий синтаксис, вона є одним з найкращих варіантів для розробки прототипів і їх можливого подальшого впровадження. Це також робить її придатною як для етапу відлагодження, так і для етапу розгортання.

В цій роботі мова програмування Lua використовується для написання скриптів, що містять логіку руху промислового маніпулятора MG400 Dobot. У середовищі розробки DobotStudio Pro, яке використовувалося для реалізації виконавчого модуля, Lua є вбудованою та стандартною мовою написання скриптів. Те, що для програмування обраного роботу вона є стандартною, дає можливість легко і зручно реалізувати основні необхідні маніпулятору функції — переміщення по осях, взаємодія з регістрами пам'яті та Modbus тощо.

4.4 Протокол передачі даних Modbus

Протокол передачі даних Modbus TCP/IP є одним з найпоширеніших у промисловості протоколів зв'язку між пристроями, адже він забезпечує просту та надійну комунікацію між ними та передачу даних у форматі «запит-відповідь» [16].

В цій роботі він використовується для реалізації обміну даними між модулем комп'ютерного зору, реалізованим мовою Python, та виконавчим модулем, що забезпечує роботу маніпулятора MG400 Dobot. Основними причинами, з яких для

організації зв'язку між пристроями було обрано саме такий протокол, є його стандартизованість, простота реалізації та його вбудована підтримка в середовищі розробки DobotStudio Pro. Він працює на основі регістрів пам'яті, в яких зберігаються значення конкретних параметрів.

Клієнтська частина реалізується у керуючому модулі за допомогою мови Python. Для цього використовується бібліотека PyModbus, яка дозволяє реалізовувати як функції «Master», тобто клієнта, так і функції «Slave», тобто сервера, таким чином забезпечуючи можливість використання повного набору стандартних функцій Modbus, а саме читання та запис даних в регістр.

Використання TCP/IP забезпечує надійне з'єднання між роботом MG400 Dobot та комп'ютером, на якому виконується робота модуля комп'ютерного зору, що є важливим для стабільної роботи системи в режимі реального часу. Вибір саме Modbus TCP/IP, а не, наприклад, Modbus RTU, також обумовлюється тим, що в обраному роботі наявний Ethernet-інтерфейс.

Висновки до розділу 4

У цьому розділі було детально розглянуто вибір технологій розробки. Було описано загальну архітектуру системи автоматизованого сортування яблук, розглянуто вибір нейронної мережі та мов програмування, що використовувалися в якості інструментів для реалізації інформаційної системи. Основою архітектури є клієнт-серверний підхід, що реалізується з використанням таких мов програмування, як Python та Lua. За допомогою реалізації такого підходу можна реалізувати чіткий розподіл задач між модулями системи та дати їм можливість працювати незалежно один від одного, завдяки чому досягається гнучкість системи, її масштабованість, а також підвищується надійність.

Модуль комп'ютерного зору, а також керуючий модуль, реалізуються з використанням мови програмування Python та середовища розробки PyCharm. Для реалізації підсистеми комп'ютерного зору було обрано нейронну мережу YOLO, а також функціонал таких бібліотек, як OpenCV, NumPy тощо. Ці бібліотеки дають

					ІК12.090БАК.006 ПЗ	Арк.
						23
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

можливість зручного використання високоефективних алгоритмів обробки зображень. Основними перевагами обраної моделі нейронної мережі є її точність, швидкість та низьке споживання обчислювальних ресурсів, що є критично важливим для реалізації системи автоматизованого сортування, яка має працювати в режимі реального часу. Для навчання моделі потрібен якісний набір даних, для пошуку якого було використано сервіс Roboflow. Використовуючи набір даних як основу, було також розглянуто необхідність та способи аугментації даних для покращення результатів навчання моделі, що також включає її стійкість до змін ракурсів, освітлення та інших факторів.

Для реалізації виконавчого модуля було вирішено використовувати мову Lua, яка є стандартом програмування робототехнічних систем від компанії Dobot Robotics. Окрім того, що обране для реалізації виконавчого модуля середовище розробки DobotStudio Pro має вбудовану підтримку Lua, ця мова також має низку інших переваг, серед яких: її швидкодія, простий синтаксис, легкість інтеграції з низькорівневими апаратними інтерфейсами.

Для реалізації обміну даними між керуючим модулем та виконавчим модулем було обрано протокол передачі даних Modbus TCP/IP. Використання саме цього протоколу зумовлене як його вбудованою підтримкою в середовищі розробки DobotStudio Pro, так і тим, що він є розповсюдженим для використання у промисловості і забезпечує швидкий та надійний зв'язок між пристроями.

Таким чином в якості технологій розробки системи автоматизованого сортування яблук було обрано такі інструменти, як Python, Lua, YOLO та Modbus TCP/IP, об'єднання яких дозволяє реалізувати гнучку та ефективну архітектуру, що забезпечує виконання вимог до системи і відповідає критеріям, за якими оцінюється доцільність її використання у малій промисловості або приватному користуванні.

					ІК12.090БАК.006 ПЗ	Арк.
						24
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

5 РОБОТОТЕХНІЧНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ

5.1 Робот MG400 Dobot

Робот MG400 Dobot, створений компанією Dobot Robotics, є компактним настільним роботом-маніпулятором, який гарно підходить для реалізації поставлених задач та є доцільним у використанні для автоматизації сортування у малих підприємствах. До того ж цей робот має не тільки невеликі габарити, а є простим у використанні та має високу точність, у зв'язку з чим він є підходящим рішенням для застосування в автоматизованих системах сортування, включаючи сортування яблук.

Розглянемо основні переваги MG400 Dobot.

Компактність. За технічними характеристиками базові габарити робота становлять 190x190 мм, а його вага — 8 кг. Такі параметри означають, що є можливість його зручного розміщення навіть у обмежених просторах невеликих виробництв, де розміри обладнання та зайнятість місця є критично важливими. Також компактність робота значно спрощує його транспортування, зборку та установку, що, у випадку великих і складних комплексів, потребує додаткових грошових витрат.

Точна та стабільна робота. Цей робот обладнаний сервомоторами з енкодерами та контролерами, що забезпечують точність рухів до 0.05 мм. Ще однією перевагою є спеціально розроблені алгоритми подавлення вібрацій, що зменшує залишкові коливання на 70% та підвищує стабільність маніпуляцій, що зменшує час на стабілізацію рухів на 60%.

Гнучкість програмування. Для програмування своєї продукції, включаючи робота MG400 Dobot, компанія Dobot Robotics розробила також спеціалізоване середовище розробки, DobotStudio Pro. Воно підтримує декілька різних підходів до програмування, з яких, під час виконання цієї роботи, було використано:

- можливість програмування мовою Lua;
- функцію drag-to-teach, що дозволяє швидко задавати контрольні точки робота без необхідності задання координат вручну;

– спеціалізований графічний інтерфейс для додаткових налаштувань робота, який дозволяє коригувати параметри пристрою без специфічних знань у сферах робототехніки, електроніки та програмування.

Наступною перевагою є енергоефективність. Живлення робота відбувається від стандартної мережі 100-240 В ЗС, 50/60 Гц з номінальною напругою 48 В та споживанням потужності всього у 150 Вт. Такі показники роблять використання цього робота ефективним та економічно вигідним у порівнянні з більшими промисловими роботами.

Вбудована підтримка комунікаційних протоколів. Робот MG400 Dobot має вбудовану підтримку протоколу Modbus TCP/IP. Його використання дає можливість без зайвих ускладнень забезпечити надійний зв'язок між виконавчим пристроєм та зовнішніми системами, в якості яких в цій роботі виступає підсистема комп'ютерного зору. Також використання цього протоколу дозволяє значно простіше інтегрувати робота у вже функціонуючу систему пристроїв без необхідності внесення значних програмних чи апаратних змін, що забезпечує гнучкість та масштабованість обраного робототехнічного комплексу.

Рухливість конструкції. У цього робота є 4 ступені свободи (J1, J2, J3, J4), а кожна вісь має максимальну швидкість обертання 300°/с. Радіус дії маніпулятора становить 440 мм, що є достатньою дистанцією для покриття досить великої робочої зони навіть з урахуванням невеликих габаритів робота. При цьому кожна вісь має свій діапазон руху, за рахунок чого досягається висока гнучкість та точність маніпулятора:

- J1: ~160°;
- J2: ~25-85°;
- J3: ~25-105°;
- J4: ~360°.

Такі характеристики роблять робота MG400 Dobot оптимальним вибором для виконання поставлених завдань сортування, де потрібні високі швидкість, точність,

енергоефективність. Також завдяки тому, що компанія Dobot Robotics випускає спеціалізоване інформаційне забезпечення для своїх роботів, ця модель має вбудовану підтримку стандартних протоколів передачі даних, що, в свою чергу, дозволяє легко інтегрувати її у систему, що базується на гібридній архітектурі [17].

5.2 Конвеєрна стрічка

Конвеєрна стрічка для транспортування об'єктів в зону «відбракування» є критично важливим елементом робототехнічної системи автоматизованого сортування. Вона має бути правильно інтегрована та синхронізована з роботою маніпулятора та підсистемою комп'ютерного зору. В даній роботі використовувалася конвеєрна стрічка, що постачається в комплекті з роботом MG400 Dobot. Вона розроблена спеціально для роботи в парі з цим пристроєм та розрахована на транспортування невеликих об'єктів, таких як яблука, що робить її зручним рішенням для використання у малих підприємствах.

Розглянемо основні перевагами цієї конвеєрної стрічки.

Сумісність з роботом MG400 Dobot. Ця стрічка повністю сумісна та розроблена спеціально для роботи в парі з обраним маніпулятором, за рахунок чого ці два пристрої можна легко та зручно синхронізувати. Це, в свою чергу, дозволяє отримати точну координацію рухів об'єктів та маніпуляцій робота, що є необхідним для успішного виконання сортування в режимі реального часу.

Компактність. Аналогічно до MG400, цей пристрій має маленькі розміри та є простим для використання в умовах обмеженого робочого простору, які часто зустрічаються на малих підприємствах, або у приватних користувачів.

Просте встановлення. Разом зі стрічкою в наборі йде велика кількість датчиків, контролерів та інших необхідних компонентів, які забезпечують просте та швидке налаштування та запуск. Збірка конвеєрної стрічки не потребує особливих спеціалізованих інструментів, знань у сфері робототехніки, або складних монтажних робіт, що значно знижує час та витрати на розгортання системи.

					ІК12.090БАК.006 ПЗ	Арк.
						27
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

Можливість керування з використанням цифрових входів та виходів. Ця стрічка інтегрується з системою керування MG400 через стандартні цифрові входи та виходи, тобто DI (Digital Input) та DO (Digital Output). Серед основних функцій, що можна контролювати з використанням цих портів:

- запуск та зупинка стрічки (DO4, DO5);
- зміна напрямку руху стрічки;
- індикація стану системи за допомогою світлодіодів (DO6, DO7, DO8);
- контроль вакуумного насосу для маніпулятора (DO10, DO11);
- датчики початку та кінця руху стрічки (DI2, DI3, DI9, DI10).

Наступною перевагою є можливість налаштування швидкості. Рушієм конвеєрної стрічки є мотор з редуктором, що дозволяє адаптувати швидкість руху конвеєра під специфіку конкретних задач. Це також є дуже важливим для успішної синхронізації роботи всіх складових системи.

Якість матеріалів. Для виготовлення стрічки використовувалися стійкі до зносу та міцні матеріали, адже стрічка початково розраховувалася для використання у промисловості. Це значно зменшує частоту та складність технічного обслуговування, збільшує термін служби обладнання, що є важливим для будь-якого підприємства, особливо малого.

Можливість програмування. На випадок, якщо функціоналу налаштування стрічки через використання цифрових входів та виходів виявилося недостатньо, вона підтримує програмування через API, що дає можливість налаштування тригерів. Це, в свою чергу, дозволяє налаштувати роботу стрічки до дрібних деталей.

Захист від перевантажень. Стрічка та маніпулятор MG400 Dobot обидва обладнані засобами захисту від перевантажень, що значно знижує ризик їх пошкоджень у випадку нештатних ситуацій. З урахуванням підвищеного на даний момент ризику перебоїв електропостачання це є суттєвою перевагою, що допоможе захистити систему та уникнути грошових втрат [18].

5.3 Камера та сенсори

Одним з ключових компонентів робототехнічної системи автоматизованого сортування яблук є модуль комп'ютерного зору, що виконує аналіз стану яблук на конвеєрній стрічці. Для передачі йому зображень яблук використовується веб-камера Gemix F9. Ця камера не є спеціалізованою для завдань комп'ютерного зору, але її технічні характеристики все одно є прийнятними для розробки та тестування системи. Gemix F9 забезпечує базову роздільну здатність, якої вистачає для виконання поставленої задачі.

Основні характеристики камери Gemix F9:

- роздільна здатність відео: VGA, 640x480;
- частота кадрів: 30 FPS;
- поле огляду: 360°;
- інтерфейс: USB 2.0.

Незважаючи на те, що сучасні камери мають значно вищу роздільну здатність і, як наслідок, якість передаваних зображень, наведені параметри забезпечують прийнятну якість зображень для успішної детекції та класифікації яблук. Також важливою перевагою цієї камери є простота її підключення: вона підключається через стандартний USB 2.0, за рахунок чого її можна дуже просто та швидко інтегрувати в систему обробку зображень.

Проблему з відносно невеликою роздільною здатністю у 640x480 пікселів можна вирішити за рахунок установки камери достатньо близько до конвеєрної стрічки, завдяки чому можна мінімізувати втрати деталізації. Невелика відстань до об'єкту класифікації дозволяє досить точно розпізнати дефекти на його поверхні, а також розпізнавати форму та колір плодів і, в результаті, правильно їх класифікувати. Таким чином камера з цією роздільною здатністю, розміщена на відстані від 20 до 50 сантиметрів від конвеєрної стрічки, є прийнятною для використання в системі автоматизованого сортування яблук, розрахованої на малі підприємства.

Також у цій роботі використовувався цифровий датчик освітленості GY-302 BH1750FVI. Його функція є важливою і полягає у контролі рівня освітленості під

					ІК12.090БАК.006 ПЗ	Арк.
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		29

час тестувань. Необхідність використання цього датчика обумовлена тим, що рівень освітлення має суттєвий вплив на якість роботи підсистеми комп'ютерного зору і таким чином може значно вплинути на точність сортування яблук.

Основні характеристики датчика GY-302 BH1750FVI:

- тип сенсора: цифровий;
- діапазон даних: від 1 до 65535 лк;
- точність вимірювання: висока, до 1 лк;
- інтерфейс: I2C;
- напруга живлення: 3-5 В;
- споживана потужність: < 1 мА;
- розміри: 13.9x18.5 мм;
- підтримка автоматичного налаштування чутливості;
- проста інтеграція з мікроконтролерами та одноплатними комп'ютерами.

Цей сенсор дає можливість забезпечити точне вимірювання рівня освітленості на конвеєрній стрічці при виконанні експериментального тестування системи та під час процесу сортування в цілому. Головною перевагою цього сенсора є те, що він є відкаліброваним та дає можливість отримати результат відразу у фіксованих одиницях вимірювання, люксах, в той час як більшість інших сенсорів потрібно калібрувати вручну. Також цей датчик має дуже високу чутливість і поширений послідовний інтерфейс I2C, що забезпечує просте підключення, мінімальні затримки та високу швидкість передачі даних, що є важливими показниками в умовах роботи в реальному часі. Використання цього датчика дало можливість отримати точно виміряні дані про рівень освітленості в робочій зоні системи, що, в свою чергу, мало великий вплив на проведення оцінки стабільності та якості роботи алгоритмів підсистеми комп'ютерного зору.

Висновки до розділу 5

У цьому розділі було розглянуто апаратні компоненти системи, їх особливості, способи та доцільність використання в контексті застосування у робототехнічний

					ІК12.090БАК.006 ПЗ	Арк.
						30
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

системі автоматизованого сортування яблук. Основу системи складає робот MG400 Dobot, розроблений компанією Dobot Robotics. Головними перевагами маніпулятора MG400 є його компактність, а також високоточні сервомотори, завдяки яким вдається досягти високих точності та швидкості виконання маніпуляцій з об'єктами. Крім того, він має вбудовану підтримку мови програмування Lua та стандартного промислового протоколу Modbus TCP/IP, завдяки чому MG400 Dobot є відносно простим до програмування та інтеграції в комплексі робототехнічні системи.

Не менш важливою складовою системи сортування є конвеєрна стрічка, що постачається в наборі з роботом MG400 Dobot. Використання цієї стрічки для транспортування яблук дозволяє організувати їх безперервний потік для потрапляння у робочу зону маніпулятора, де, на основі підсистеми комп'ютерного зору, виконується «відбракування». Головними перевагами цієї стрічки є її надійність, якість матеріалів, можливість гнучкого налаштування в залежності від особливостей системи.

Для коректної роботи підсистеми комп'ютерного зору потрібен пристрій фіксації та передачі зображень. В якості такого пристрою було обрано веб-камеру Gemix F9, яка, незважаючи на свою відносно низьку роздільну здатність, демонструє достатню якість зображення для успішного виконання детекції та подальшої класифікації фруктів. Завдяки підтримці інтерфейсу USB 2.0 ця камера є дуже простою до інтеграції в систему, а також її можна в будь-який момент замінити у випадку такої необхідності. Це також є перевагою використання саме такого способу захоплення та передачі відеопотоку.

Додатково в системі потрібен цифровий датчик освітленості GY-302 BH1750FVI, який використовується для визначення рівня освітленості в робочій зоні системи. Цей датчик поставляється одразу відкаліброваним для вимірювання рівня освітленості у фіксованих одиницях, люксах, та не потребує його ручного налаштування, що є його головною перевагою. Він потрібен для перевірки працездатності системи, коректності роботи її алгоритмів комп'ютерного зору та визначення того, наскільки сильно рівні освітленості впливають на якість сортування.

					ІК12.090БАК.006 ПЗ	Арк.
						31
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

Також варто зазначити, що завдяки компактності та невеликим габаритам робота MG400 Dobot та конвеєрної стрічки, систему можна розмістити навіть в тісних умовах, що притаманні дрібним фермерським господарствам. Крім того, вбудовані засоби захисту від перенавантаження є як у роботі, так і у стрічці, завдяки чому також знижується ризик пошкодження обладнання при помилках або аварійних ситуаціях і, як наслідок, підвищується надійність та безпечність експлуатації системи.

Отже, для реалізації апаратної частини роботехнічної системи автоматизованого сортування яблук було обрано високоточного робота MG400 Dobot, адаптовану до нього конвеєрну стрічку, доступну веб-камеру Gemix F9 та датчик освітленості GY-302 BH1750FVI. Спільне використання цих компонентів дало можливість реалізувати виконавчий модуль системи сортування та, завдяки підтримці стандартних інтерфейсів та протоколів зв'язку, легко поєднати його з іншими модулями системи.

					ІК12.090БАК.006 ПЗ	Арк.
						32
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

6 РОЗРОБЛЕННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ПІДСИСТЕМИ

6.1 Структура та принцип дії підсистеми

Інформаційна підсистема є ключовим компонентом системи автоматизованого сортування яблук. Вона забезпечує збір, обробку, інтерпретацію даних, на основі яких формується рішення про сортування яблук, а також координує роботу всіх компонентів системи. Для її реалізації використовувалися технології комп'ютерного зору, нейронних мережу та протоколів промислового зв'язку, поєднання яких дає можливість створення автоматизованої системи, яка можна функціонувати без необхідності контролю з боку оператора.

Розглянемо основні функції інформаційної підсистеми.

Захоплення зображень яблук. Система обладнана камерою Gemix F9, яка фіксує об'єкти, що рухаються конвеєрною стрічкою. Камера передає на обробку відеопотік, її роздільна здатність становить 640x480 пікселів, а швидкість — 30 кадрів на секунду. Це забезпечує достатню деталізацію для задач детекції та класифікації яблук.

Детекція та класифікація об'єктів. Після передачі кадрів до підсистеми комп'ютерного зору, вона, за допомогою використання двох різних нейронних мереж виконує дві основні задачі: детекцію яблук та класифікацію їх стану.

Модель детекції відповідає виключно за виявлення наявності яблук на зображенні та їх положення. Вона не розділяє об'єкти за станом «свіже» чи «зіпсоване». Рішення реалізувати підсистему комп'ютерного зору саме таким чином було зумовлено тим, що система сортування повинна працювати швидко, точно, в режимі реального часу та з мінімальним використанням обчислювальних ресурсів. Оскільки модель детекції повинна лише виявляти, а не класифікувати яблука, її можна значно спростити і таким чином зменшити вимоги до обчислювальних можливостей комп'ютера, а також покращити стабільність роботи в режимі реального часу.

Модель класифікації відповідає за аналіз тієї частини зображення, на якій модель детекції виявила яблука. За результатами аналізу відбувається класифікація на категорії «свіже» та «зіпсоване». Обрана архітектура для моделі класифікації була

					ІК12.090БАК.006 ПЗ	Арк.
						33
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

оптимізована спеціально для відповідних задач і фокусується виключно на оцінці стану плода, що дозволяє значно підвищити точність класифікації в порівнянні з результатами, які були б при використанні однієї моделі для задач і детекції, і класифікації одночасно. Після виконання класифікації результати аналізу передаються на керуючий модуль.

Інтеграція з маніпулятором. Отримавши результати класифікації, керуючий модуль передає відповідні команди на виконавчий модуль, що реалізується на базі промислового маніпулятора MG400 Dobot. Для передачі даних використовується протокол Modbus TCP/IP, який забезпечує швидкий обмін командами між комп'ютером та контролером робота.

Розглянемо основні етапи роботи інформаційної підсистеми:

- захоплення зображень яблук, що транспортуються конвеєрною стрічкою;
- використання моделі YOLOv8 для детекції яблук на зображенні;
- використання моделі YOLOv11-cls для аналізу тієї частини зображення, на якій було виявлено яблуко та його класифікація на категорії «свіже», «зіпсоване»;
- передача результатів класифікації в керуючий модуль системи;
- передача команд, що базуються на результатах класифікації, на маніпулятор MG400 Dobot за допомогою протоколу Modbus TCP/IP;
- фізичне сортування яблук виконавчим модулем на основі команд, отриманих від керуючого.

Візуально структурну схему системи наведено у кресленику ІК12.090БАК.006 Д2.

6.2 Застосування моделі YOLO для детекції та класифікації яблук

6.2.1 Підготовка та аугментація набору даних

6.2.1.1 Модель для детекції

При розробці нейронної мережі наступним після вибору архітектури кроком є формування та підготовка якісного набору даних. У цьому проєкті передбачається дві нейронних мережі: одна з них повинна виконувати детекцію яблук, а інша — їх

					ІК12.090БАК.006 ПЗ	Арк.
						34
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

класифікацію. Для навчання кожної з них було використано підходящий набір даних, що враховують специфіку поставлених задач.

Спочатку розглянемо підготовку набору даних для детекції яблук. Для навчання моделі детекції було сформовано власний набір даних на основі аналогічного, взятого з сервісу Roboflow. В якості базового було використано набір даних «Sorting apples from damaged apples» від користувача Arfiani Nur Sayidah [20]. Цей набір містить 2860 зображень, розподілених на два класи:

- apple — 2152 зображення;
- damaged_apple — 708 зображень.

Для задачі детекції в цій роботі було вирішено об'єднати обидва класи в один — apple. Таке рішення обумовлене кількома причинами.

По-перше, це означає спрощення та прискорення роботи моделі. У зв'язку з тим, що від швидкості роботи моделей залежить продуктивність всієї системи сортування, вони мають працювати швидко і бути оптимізованими. Визначення лише координат об'єктів дозволяє значно зменшити кількість параметрів, які модель має враховувати під час обробки кожного кадру, за рахунок чого суттєво знижується час реакції та навантаження системи.

По-друге, це полегшує навчання та узагальнення моделі. Коли модель працює лише з одним класом об'єктів, вона має меншу кількість конфліктних випадків під час навчання. Це дозволяє їй краще узагальнювати знання про розпізнавані об'єкти що, відповідно, підвищує точність її роботи.

Також для підвищення точності роботи моделі було виконано додаткову аугментацію даних для навчання. Було виконано:

- масштабування, що потрібно для моделювання різних розмірів яблук та симуляції входу зображень різних розмірів;
- зміна яскравості та контрасту, що потрібно для моделювання змін освітлення;
- випадкові повороти та зміщення для симуляції різних ракурсів та кутів огляду;

- сегментація для зменшення впливу навколишніх чинників на якість детекції;
- виділення масок для кращого розпізнавання контурів яблук та зменшення впливу шумів.

6.2.1.2 Модель для детекції

Для навчання моделі, що потрібна для виконання класифікації яблук, було обрано інший набір даних з платформи Kaggle [21]. В ньому є два класи: «Fresh», що містить зображення свіжих яблук та «Rotten», що містить зображення зіпсованих. Цей набір даних також розділено на три частини для оптимізації процесу навчання та оцінки точності моделі. Інформацію про структуру обраного набору даних наведено в таблиці 6.1.

Таблиця 6.1 — Характеристики набору даних.

Категорія	Train Set	Validation Set	Test Set
Fresh	1670	53	365
Rotten	2354	74	515

Для цього набору даних було застосовано аналогічні методи аугментації для підвищення різноманітності навчальних даних. Використання таких методів, як масштабування, зміна яскравості, випадкові повороти, сегментація та виділення масок, дало можливість покращити узагальнюючу здатність моделі та зменшити ймовірність помилкової класифікації через вплив зовнішніх факторів.

6.2.2 Навчання моделі YOLOv8 для детекції об'єктів

Для реалізації моделі нейронної мережі для детекції об'єктів було використано середовище Google Colab [22]. Це середовище надає безкоштовний доступ до таких

обчислювальних ресурсів, як GPU та TPU, що є необхідними для швидкого та якісного навчання моделей.

В якості архітектури було обрано YOLOv8, а сама модель була навчена з використанням бібліотеки Ultralytics, що забезпечує простий та зручний спосіб тренування та валідації моделей серії YOLO.

В якості навчального набору даних використовувався попередньо підготовлений набір, інформацію про який наведено в розділі 6.2.1.1. Для навчання моделі було використано Python код, наведений на рис. 6.1. В якості параметрів тренування:

- data — шлях до файлу конфігурації набору даних, що містить інформацію про класи та розділення на навчальні та тестові вибірки;
- epochs — кількість епох навчання, в даному випадку 50;
- imgsz — розмір зображень, використаних для навчання. В даному випадку було обрано 640 відповідно до роздільної здатності обраної камери Gemix F9;
- batch — розмір пакету у 16 зображень, що обробляються одночасно. Це дозволяє ефективно використовувати доступну пам'ять;
- workers — кількість робочих потоків для обробки зображень. Оскільки ресурси середовища Google Colab є обмеженими, в даному випадку параметр встановлено як «0» для забезпечення стабільності роботи.

```
[ ] from ultralytics import YOLO

model = YOLO("yolov8n.pt")

model.train(
    data="/content/AppleDetection-1/data.yaml",
    epochs=50,
    imgsz=640,
    batch=16,
    workers=0
)
```

Рисунок 6.1 — Код для навчання моделі детекції

Після того, як пройшло 50 епох навчання моделі, було отримано результати, наведені на рисунку 6.2. Серед них:

- точність виявлення об’єктів — 83.6%;
- повнота виявлення — 85.1%;
- середнє значення точності при 50% IoU (mAP50) — 89.1%;
- середнє значення точності при 50-95% IoU (mAP50-95) — 57.5%

```
50 epochs completed in 1.665 hours.
Optimizer stripped from runs/detect/train2/weights/last.pt, 6.2MB
Optimizer stripped from runs/detect/train2/weights/best.pt, 6.2MB

Validating runs/detect/train2/weights/best.pt...
Ultralytics 8.3.115 Python-3.11.12 torch-2.6.0+cpu CPU (Intel Xeon 2.00GHz)
Model summary (fused): 72 layers, 3,005,843 parameters, 0 gradients, 8.1 GFLOPs

```

Class	Images	Instances	Box(P)	R	mAP50	mAP50-95
all	178	723	0.836	0.851	0.891	0.575

```
Speed: 0.4ms preprocess, 50.4ms inference, 0.0ms loss, 0.8ms postprocess per image
Results saved to runs/detect/train2
```

Рисунок 6.2 — Результати навчання моделі детекції

Тепер можемо провести додаткову оцінку якості моделі. Відповідний код наведено на рисунку 6.3.

```
from ultralytics import YOLO

model = YOLO("bestDetect.pt")

results = model.val(
    data="/content/AppleDetection-1/data.yaml",
    imgsz=640,
    split='val',
    save=True
)
```

Рисунок 6.3 — Код валідації моделі

В результаті маємо кілька метрик. Першою метрикою є Confusion Matrix (Normalized). Вона має кілька показників, де перший показник Apple (True Positive Rate) = 0.84, що означає, що 84% всіх справжніх яблук було правильно класифіковано як яблука. Другим є показник Background (False Negative Rate) = 0.16, що вказує на те, що 16% яблук було помилково класифіковано як фон. Третім показником є 100% правильних класифікацій фону, що свідчить про те, що модель гарно відокремлює фон від об'єктів. Візуалізацію цієї метрики наведено на рисунку 6.4.

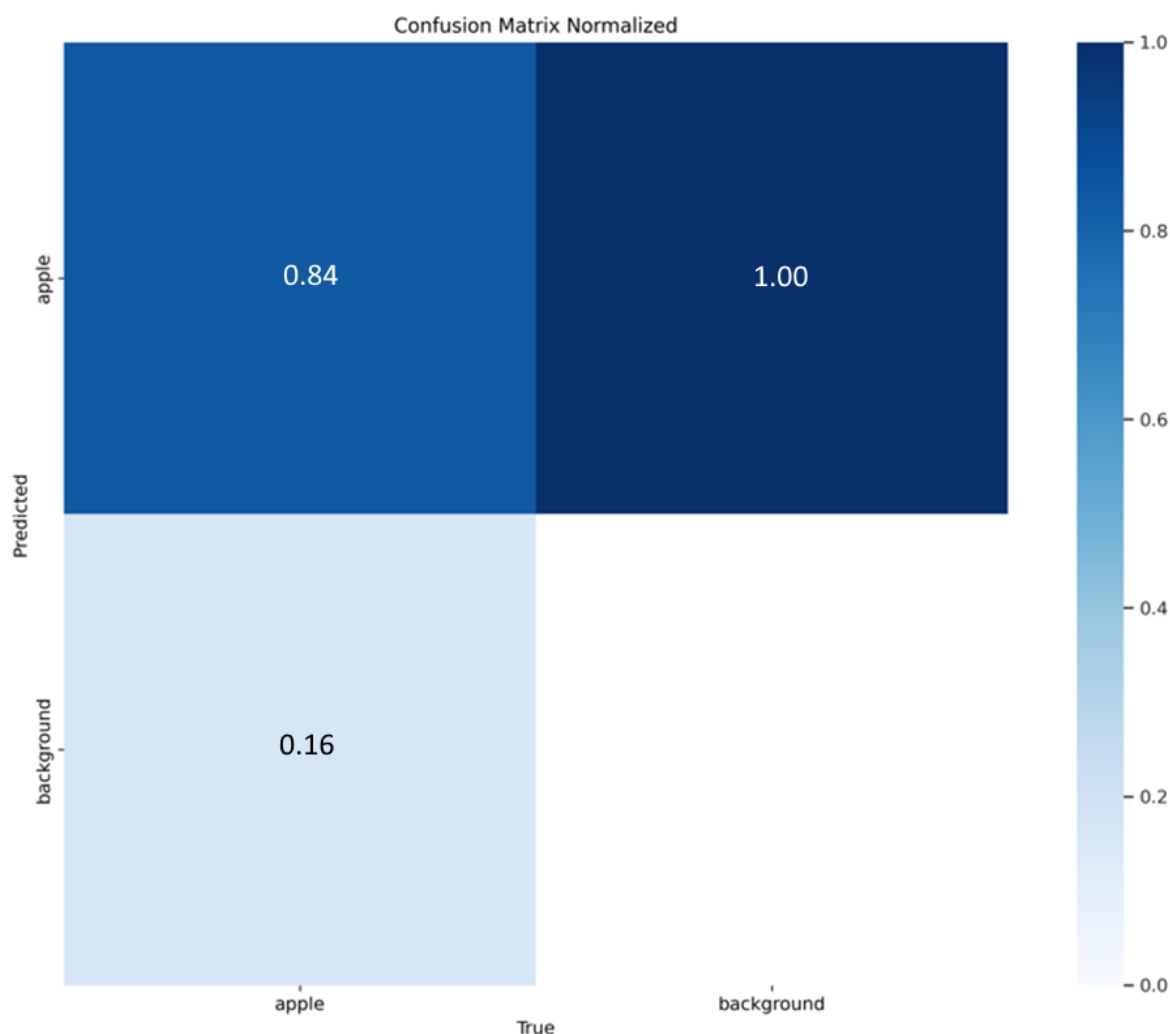


Рисунок 6.4 — Нормалізована матриця невідповідностей для моделі детекції яблук

Другою метрикою є Precision-Recall Curve. Ця метрика містить середню точність (mAP50) для класу «apple», яка становить 0.891, що вказує на високу точність

у виявленні яблук. Загалом крива виглядає гладкою, що свідчить про стабільність моделі. Водночас, на високих значеннях recall є різке падіння, що може вказувати на втрату точності при спробах знайти всі можливі яблука. Відповідний графік наведено на рисунку 6.5.

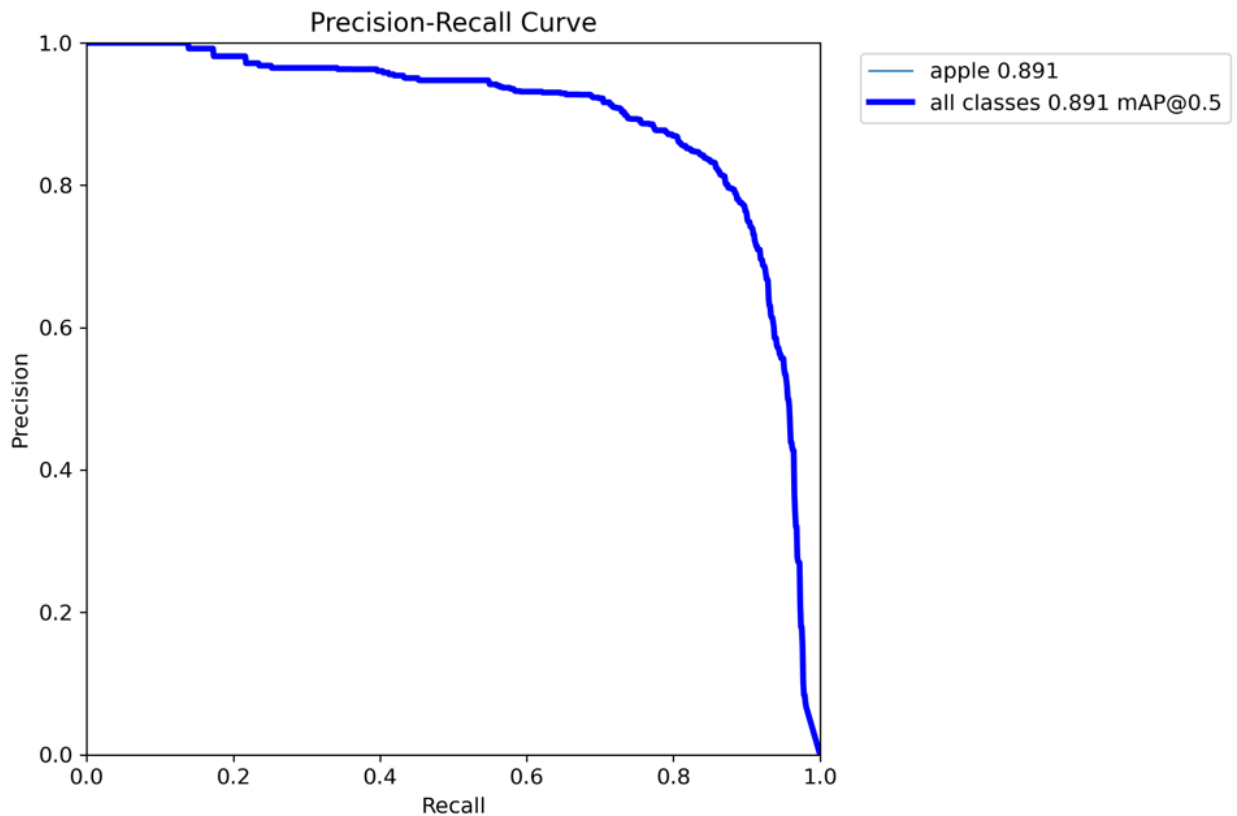


Рисунок 6.5 — Крива Precision-Recall для моделі детекції яблук

Третьою метрикою виступає F1-Confidence Curve. Візуалізацію цієї метрики наведено на рисунку 6.6, з якого видно, що максимальна F1 для класу «apple» становить приблизно 0.84. Це є хорошим показником, який вказує на баланс між точністю та повнотою. Водночас пізніше видно різке падіння після піка, що може бути показником швидкої втрати точності при зниженні довіри до своїх передбачень.

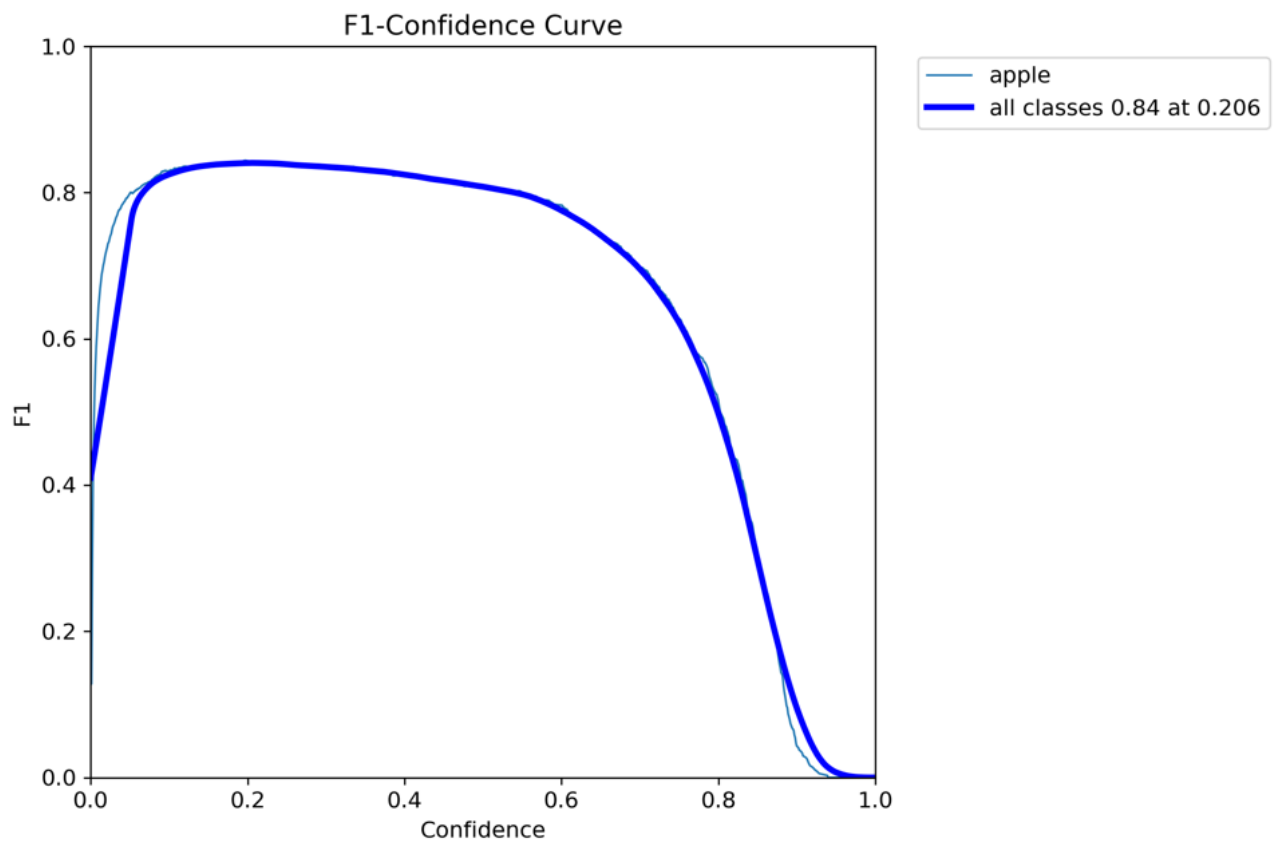


Рисунок 6.6 — Залежність F1-міри від довіри моделі для класу «apple»

Останньою метрикою є Confusion Matrix (Counts), яку наведено на рисунку 6.7. Як видно з результатів, наведених на ньому, маємо:

- правильно класифіковано як «apple» — 607;
- неправильно кваліфіковано як «apple» — 116;
- правильно класифіковано як «background» — 116;
- неправильно кваліфіковано як «background» — 108.

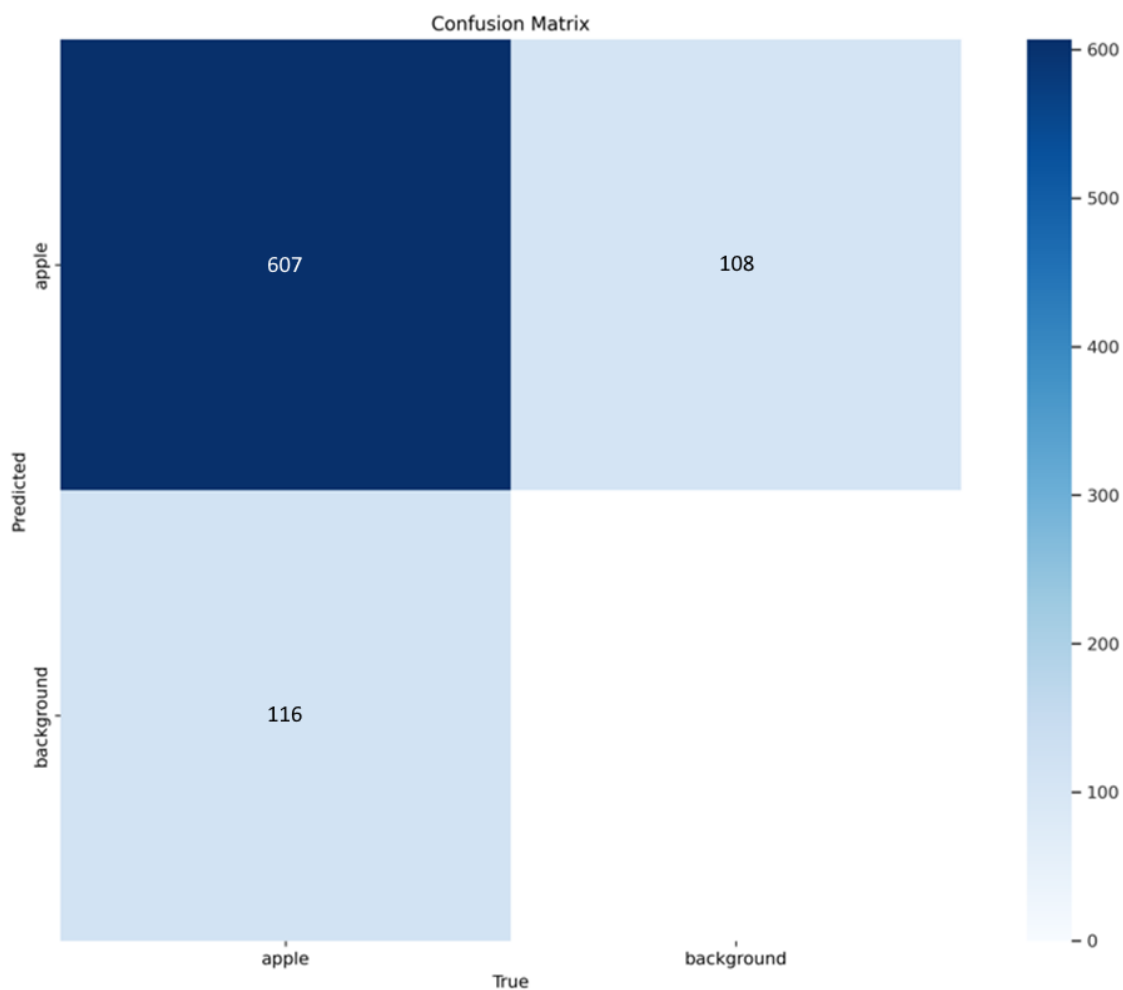


Рисунок 6.7 — Матриця невідповідностей в абсолютних значеннях для моделі детекції

6.2.3 Навчання моделі YOLOv11 для класифікації об'єктів

Далі йде реалізація моделі нейронної мережі для класифікації. Аналогічно до попередньої, для навчання цієї моделі було використано функціонал середовища розробки Google Colab. Основою архітектури нейронної мережі для класифікації яблук на «свіжі» та «зіпсовані» стала YOLOv11n-cls, що спеціалізується на класифікації об'єктів. На відміну від моделі детекції, яка визначає виключно координати об'єкта на зображенні, ця модель аналізує стан кожного виявленого яблука на основі його кольору, текстури, форми та інших візуальних ознак.

В якості навчального набору даних використовувався попередньо підготовлений набір, інформацію про який наведено в розділі 6.2.1.2. Для навчання моделі

було використано Python код, наведений на рисунку 6.8. В якості параметрів тренування:

- data — це шлях до папки з підготовленими та вже прошедшими аугментацію зображеннями. Вони розділені на набори train для навчання моделі, test для перевірки її роботи, validation для валідації;
- epochs — кількість епох навчання, в даному випадку 50;
- imgsz — це розмір зображень, що використовувалися для навчання моделі.

Відповідно до роздільної здатності обраної камери, розмір зображень був заданий як 640 р.

```
from ultralytics import YOLO

model = YOLO("yolo11n-cls.pt")

results = model.train(data="/root/.cache/kagglehub/datasets/augmented_images", epochs=50, imgsz=640)
```

Рисунок 6.8 — Код для навчання моделі класифікації

Далі розглянемо результати навчання моделі. Після 50 епох було досягнуто таких показників:

- Top-1 Accuracy — 100%;
- Top-5 Accuracy — 100%;
- загальна кількість параметрів — 1528586;
- GFLOPs — 3,2;
- розмір моделі — 3,2 МБ.

Ці показники говорять про те, що модель досягла 100% точності на валідаційному та тестових наборах даних. Описані результати наведено на рисунку 6.9.

```

50 epochs completed in 2.130 hours.
Optimizer stripped from runs/classify/train/weights/last.pt, 3.2MB
Optimizer stripped from runs/classify/train/weights/best.pt, 3.2MB

Validating runs/classify/train/weights/best.pt...
Ultralytics 8.3.49 🚀 Python-3.10.12 torch-2.5.1+cu121 CUDA:0 (Tesla T4, 15102MiB)
YOLO11n-cls summary (fused): 112 layers, 1,528,586 parameters, 0 gradients, 3.2 GFLOPs
train: /content/resized_images/train... found 4024 images in 2 classes ✓
val: /content/resized_images/validation... found 127 images in 2 classes ✓
test: /content/resized_images/test... found 880 images in 2 classes ✓
      classes  top1_acc  top5_acc: 100%|██████████| 4/4 [00:03<00:00, 1.20it/s]
        all         1         1
Speed: 0.6ms preprocess, 5.3ms inference, 0.0ms loss, 0.0ms postprocess per image
Results saved to runs/classify/train

```

Рисунок 6.9 — Результати навчання моделі класифікації

Тепер виконаємо валідацію моделі для вивчення її показників детальніше. Для цього скористаємося такими показниками, як нормалізована матриця плутанини, матриця плутанини з реальними кількостями та візуалізацією результатів. Для цього скористаємося валідаційним та тестовим наборами, що загалом включають 880 зображень у двох класах. Було отримано такі результати:

Спочатку оцінимо Confusion Matrix Normalized (нормалізовану матрицю плутанини). Вона має 100% правильно класифікованих зразків за категорією «Fresh» («свіжі») та 100% правильно класифікованих зразків за категорією «Rotten» («зіпсовані»). Це свідчить про те, що модель чудово справляється з розпізнаванням обох класів, що підтверджує її високу точність у рамках цього конкретного набору даних. Візуалізацію нормалізованої матриці плутанини наведено на рисунку 6.10.

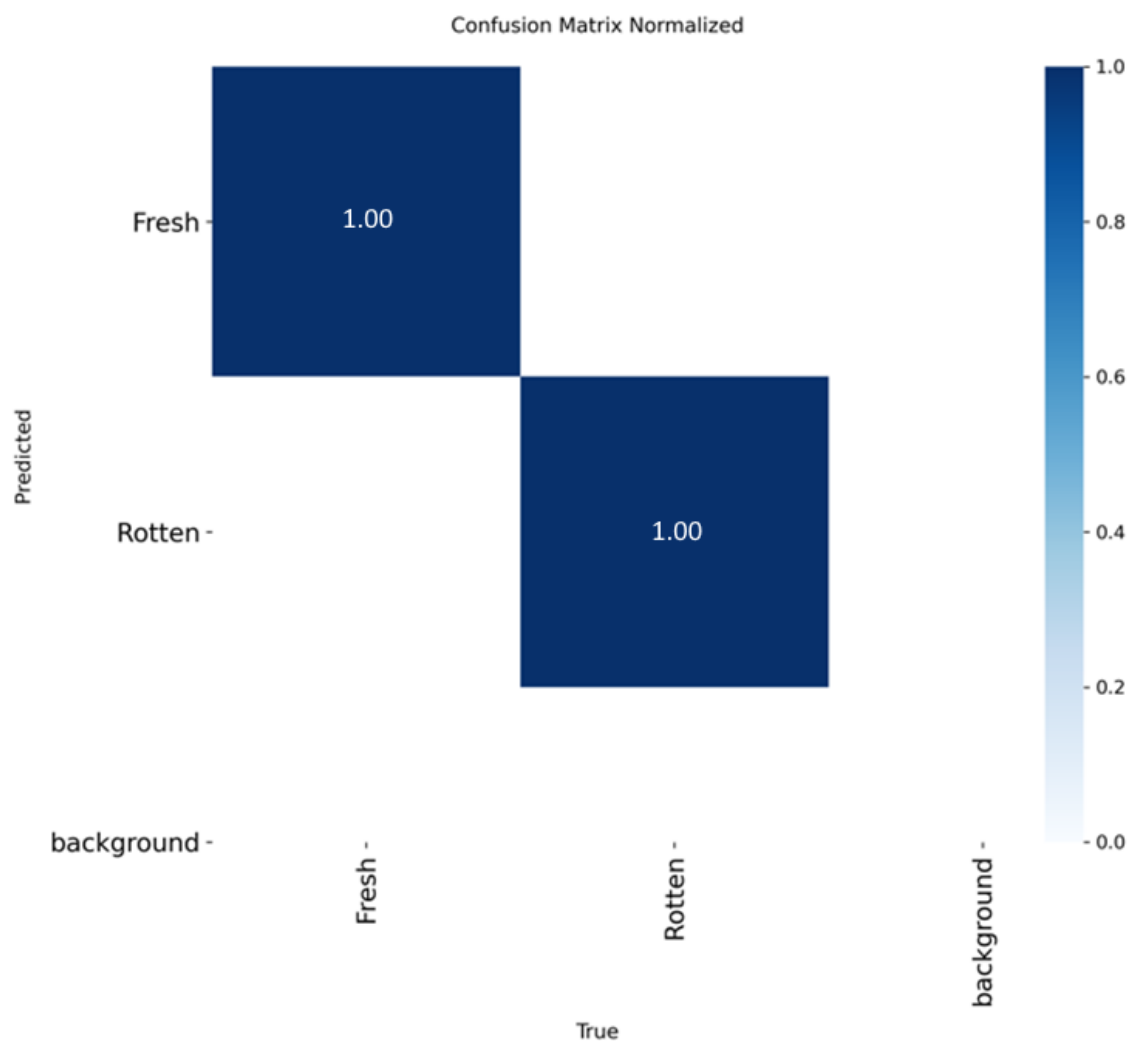


Рисунок 6.10 — Нормалізована матриця невідповідностей для моделі класифікації яблук

Другою розглянемо Confusion Matrix (матрицю плутанини) з реальними кількостями. В категорії «Fresh» («свіже») усі 365 зразків було класифіковано правильно, в категорії «Rotten» («зіпсоване») усі 515 зразків також було класифіковано правильно. Графічно матрицю плутанини наведено на рисунку 6.11.

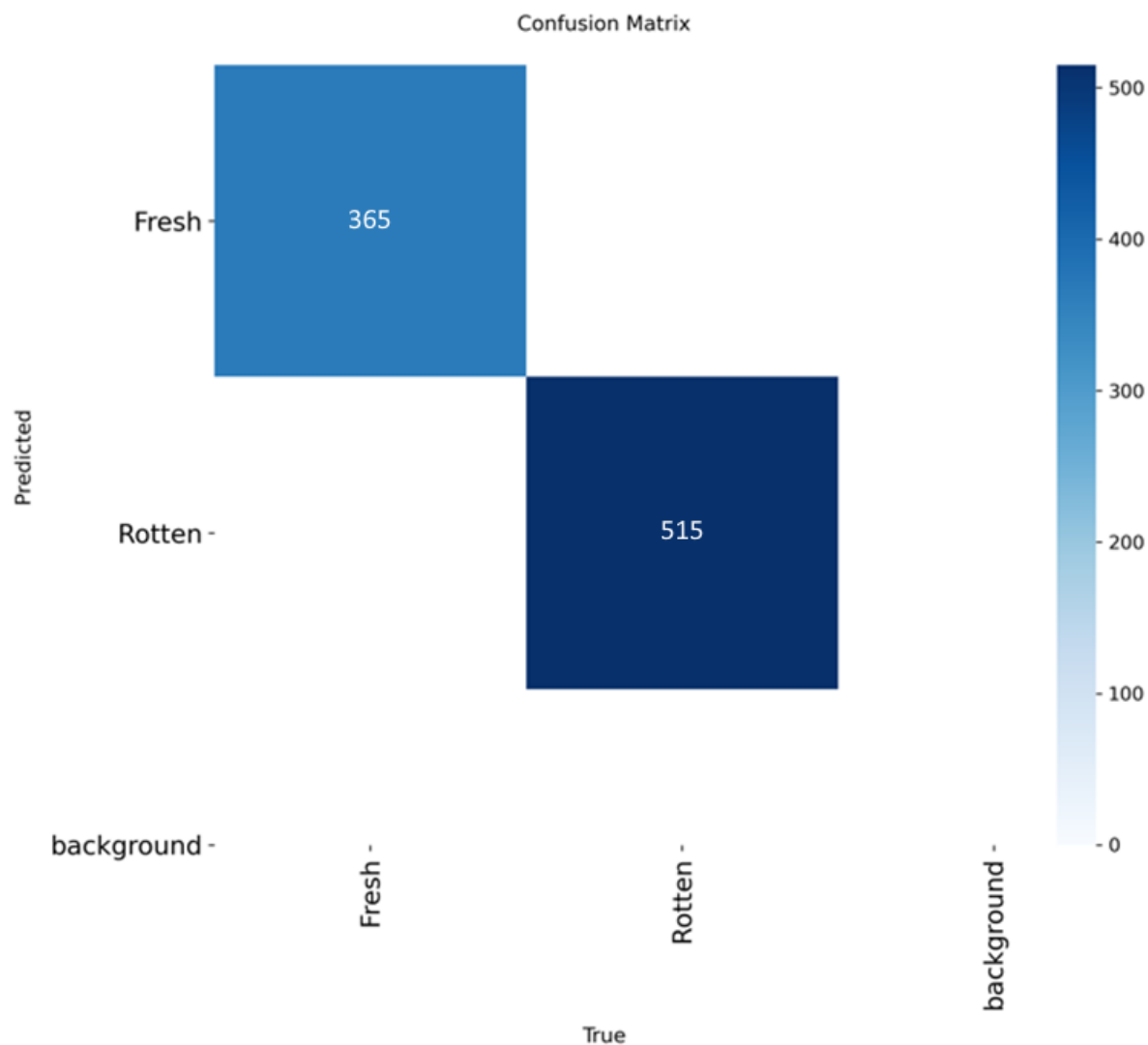


Рисунок 6.11 — Матриця невідповідностей в абсолютних значення для моделі класифікації яблук

Далі розглянемо візуалізацію результатів, яку наведено на зображенні 6.12. На ньому модель коректно визначає свіжі та зіпсовані яблука незалежно від ракурсу, кута огляду, легкої різниці в освітленнях. Це важливо для реальних умов використання, в яких ракурс зйомки та освітлення можуть варіюватися в залежності від обставин.



Рисунок 6.12 — Перевірка моделі на випадкових зображеннях з валідаційного набору даних

6.3 Програмна взаємодія підсистеми комп'ютерного зору з роботом

Для повноцінного та ефективного функціонування робототехнічної системи автоматизованого сортування яблук необхідна інтеграція між розробленої підсистемою комп'ютерного зору, що виконує аналіз зображень, та роботом, що виконує їх фізичне сортування. Для цього використовується промисловий протокол Modbus TCP/IP, за допомогою якого реалізується можливість ефективного, швидкого та на-

Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата

ІК12.090БАК.006 ПЗ

Арк.

47

дійного обміну даними між пристроями. Програмна взаємодія між виконавчим модулем та модулем комп'ютерного зору реалізується через керуючий модуль, реалізований мовою Python.

Розглянемо принцип роботи взаємодії. Спочатку відбувається захоплення зображень за допомогою камери, підключеної до комп'ютера (в даній роботі це веб-камера Gemix F9). За допомогою використання функціоналу мови Python отриманий з неї відео-потік передається на аналіз моделлю детекції яблук. Вона визначає наявність на конвеєрній стрічці яблук і, якщо вони є — їх координати на зображенні. Після цього кадр «обрізається» по отриманих координатах і формує зображення для моделі класифікації.

Коли «обрізане» зображення передається до моделі класифікації YOLOv11ncls, відбувається визначення того, чи є яблуко «свіжим» або «зіпсованим». Класифікація відбувається шляхом передачі зображення на нейронну мережу та обробки її відповіді, яка визначає ймовірність належності об'єкту до одного з класів. Отриманий результат передається на керуючий модуль системи.

В керуючому модулі системи, в залежності від інформації, отриманої від підсистеми комп'ютерного зору, формується відповідна команда для виконавчого модуля за таким принципом:

- якщо ймовірність того, що яблуко належить до класу «Fresh» (свіже яблуко) більше за 0.7, то на робота передається команда з кодом 2 — це сигнал для робота, що яблуко є свіжим і його потрібно залишити на конвеєрній стрічці;
- якщо ймовірність того, що яблуко належить до класу «Rotten» (зіпсоване) більше за 0.3, то на виконавчий модуль передається команда з кодом 3 — це сигнал того, що яблуко є зіпсованим та його потрібно прибрати з конвеєрної стрічки.

Передача відповідного коду з керуючого модуля на виконавчий відбувається за допомогою використання протоколу Modbus TCP/IP.

Одночасно з тим, як працюють модуль комп'ютерного зору та керуючий модуль, працює і виконавчий модуль. Він реалізований мовою Lua та постійно перевіряє значення регістру, в якому зберігається код, що передається з виконавчого модуля. Якщо значення регістру змінюється, робот виконує відповідні дії:

					ІК12.090БАК.006 ПЗ	Арк.
						48
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

– якщо значення регістру 2, тобто яблуко свіже, робот не робить нічого і дозволяє яблуку продовжувати рух конвеєрною стрічкою;

– якщо значення регістру 3, тобто яблуко зіпсоване, робот рухається до позиції перехоплення та скидає його з конвеєрної стрічки. Після завершення операції робот повертається в початкове положення та очікує на нову команду.

Таким чином формується безперервна робота системи сортування автоматизованого сортування. Основними її перевагами є:

– використання гібридної архітектури з розділенням на незалежні модулі, що підвищує її надійність;

– використання окремої моделі детекції, яка натренована саме на визначення положення яблука та моделі класифікації, яка адаптована спеціально для аналізу яблука на категорії «свіже» і «зіпсоване». Це дозволяє здійснювати швидкий та якісний аналіз, при цьому не вимагаючи великої кількості обчислювальних ресурсів, що є критично важливим для системи, що має працювати в режимі реального часу;

– використання протоколу Modbus TCP/IP для передачі даних між комп'ютером та роботом, що дає можливість простої інтеграції модуля комп'ютерного зору та виконавчого модуля, а також забезпечує швидкість і надійність передачі даних.

Алгоритм роботи системи наведено у кресленику ІК12.090БАК.006 ДЗ.

Висновки до розділу 6

Цей розділ присвячено розробці інформаційної підсистеми робототехнічної системи автоматизованого сортування яблук. Інформаційна підсистема відповідає за такі ключові задачі, як функції збору, обробки та інтерпретації даних, необхідних для виконання сортування, а також «надання» відповідних команд виконуючому пристрою. Для її реалізації використовувалися усі описані в цій роботі технології, серед яких використання комп'ютерного зору, нейронних мереж та промислових протоколів зв'язку.

Ця інформаційна система складається з трьох модулів. Першим було реалізовано модуль комп'ютерного зору, основою якого стали дві окремі нейронні мережі.

					ІК12.090БАК.006 ПЗ	Арк.
						49
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

Для виконання детекції яблук на зображеннях використовувалася модель YOLOv8, що дозволяє швидко та точно визначати координати яблук. Ця модель була налаштована так, щоб розпізнавати всі яблука як єдиний клас, за рахунок чого її структура була простою і вона, як наслідок, мала високу швидкість обробки зображень. Крім того, її робота потребує не багато обчислювальних ресурсів, що, у поєднанні із швидкодією, є критично важливими критеріями для системи, що має працювати в режимі реального часу та розрахована на платформи з обмеженими ресурсами, характерними для використання у малих підприємствах.

Для класифікації яблук на категорії «свіже» та «зіпсоване» було натреновано другу нейронну мережу, за основу якої було взято архітектуру YOLOv11n-cls. Вона була натренована спеціально для аналізу текстури, кольорів та форми плодів. Відокремлення задач детекції та класифікації дозволяє підвищити точність аналізу та оптимізувати витрату обчислювальних ресурсів, оскільки кожна модель натренована на виконання конкретної частини аналізу, що підвищує швидкість її роботи та зменшує ймовірність помилки.

Обидві моделі навчалися на спеціально підготовлених набору даних. Для детекції яблук було сформовано власний набір даних, основою якого став набір з сервісу Roboflow, що включає різні приклади яблук в різному стані, з варіаціями ракурсів та освітлення. Також для розширення набору даних та покращення узагальнюючої здатності моделі було застосовано різні методи аугментації, таких як масштабування, зміна яскравості, випадкові повороти, сегментація тощо. Для навчання моделі класифікації використовувався інший набір даних, взятий з платформи Kaggle, до якого було застосовано аналогічні способи аугментації даних.

Наступними було реалізовано керуючий та виконавчий модулі. Керуючий модуль аналізує результати роботи модуля комп'ютерного зору та, на їх основі, передає відповідну команду на виконавчий модуль. В якості команд виступали повідомлення з кодом 2, якщо яблуко свіже та кодом 3, якщо яблуко зіпсоване. Передача даних між комп'ютером та роботом була реалізована за допомогою використання протоколу Modbus TCP/IP. Цей протокол є розповсюдженим і для цієї роботи він був обраний через його високу надійність та просту інтеграції за рахунок наявності

					ІК12.090БАК.006 ПЗ	Арк.
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		50

вбудованої підтримки у більшій частині сучасних промислових пристроїв, до яких входить обраний в якості виконавчого інструменту сортування маніпулятор MG400 Dobot. Виконавчий модуль реалізовано з використанням мови Lua, а основна суть його роботи полягає у постійному зчитуванні значення регістру протоколу Modbus TCP/IP та, в залежності від того, який код в ньому записаний — виконанні відповідних дій.

Додатковим важливим аспектом під час розробки інформаційної підсистеми стала можливість її масштабування. Це досягається завдяки чітко визначеним межах між підмодулями — комп'ютерного зору, керування та виконавчим — адже вони дають можливість легкої адаптації до інших типів об'єктів або завдань при необхідності розширення системи в майбутньому. Це дозволяє не лише використовувати і доповнювати програмні компоненти для реалізації нових задач, а й розширювати функціональність системи без повного перепроєктування, що є цінною перевагою для малого господарства в умовах обмежених ресурсів.

7 ТЕСТУВАННЯ СИСТЕМИ

7.1 Тестування детектора та класифікатора

На цьому етапі було проведено тестування якості роботи розробленої робото-технічної системи автоматизованого сортування яблук. Оскільки точність роботи нейронних мереж в ідеальних умовах вже була розглянута, в цьому розділі увага приділялася перевірці роботи системи в реальних умовах.

Для тестування використовувалися 6 макетів декоративних яблук, які двічі за тест пропускаються через конвеєр, таким чином формуючи 12 тестових об'єктів. Незважаючи на те, що макети та натуральні фрукти мають деякі відмінності в таких характеристиках, як текстура, відбивна здатність кольору тощо, вони все одно забезпечують достатньо стабільності для проведення тестування якості роботи системи.

Також тестування проводилося як серія експериментів, поставлених за різних умов освітлення. Для фіксації рівня освітленості використовувався датчик GY-302 BH1750FVI, який дає можливість отримати показник у фіксованих одиницях вимірювання — люксах. За допомогою цього вдалося отримати точніші результати тестування та оцінити стабільність роботи системи в залежності від рівня освітленості робочої зони конвеєра. Діаграму потоків даних між датчиком освітленості та обчислювальним пристроєм наведено у загальній діаграмі потоків даних у кресленні ІК12.090БАК.006 Д4.

Під час тестування було використано біле та жовте освітлення, оскільки вони є найрозповсюдженішими видами. При цьому також враховувалося те, що їх спектральні характеристики мають значний вплив на якість класифікації, адже біле світло зазвичай краще відтворює природні кольори, а жовте — може змінювати деякі відтінки і насиченості кольори, що матиме негативний вплив на точність роботи алгоритмів комп'ютерного зору. Результати тестувань для білого світла наведено в таблиці 7.1, а для жовтого — в таблиці 7.2.

Таблиця 7.1 — Результати тестування для білого світла

Рівень освітленості, лк	Загальна кількість яблук	Правильно класифікованих	«Свіжих» як «зіпсованих»	«Зіпсованих» як «свіжих»
150	12	11	1	0
329	12	11	1	0
410	12	12	0	0
672	12	11	1	0
781	12	10	2	0

Як видно з отриманих результатів, система демонструє достатньо високу точність при низьких та середніх рівнях освітлення, тобто 150-410 люкс. На цьому рівні відсоток правильно класифікованих яблук становить від 92 до 100%. Але при підвищенні інтенсивності світла до 672 люкс та вище, точність починає знижуватися. Це може бути пов'язано із засвіченням зображень, появою різких тіней або відблисків та інших оптичних ефектів, що спотворюють кольори яблук і, таким чином, ускладнюють роботу класифікатора. Також важливо відзначити, що при експериментах з білим світлом система жодного разу не класифікувала «зіпсовані» яблука як «свіжі». Це є позитивним фактором, оскільки зворотна ситуація означала б потрапляння зіпсованої продукції в кінцеву партію товарів. Візуалізацію даних у вигляді стовпчастої діаграми наведено на рисунку 7.1.

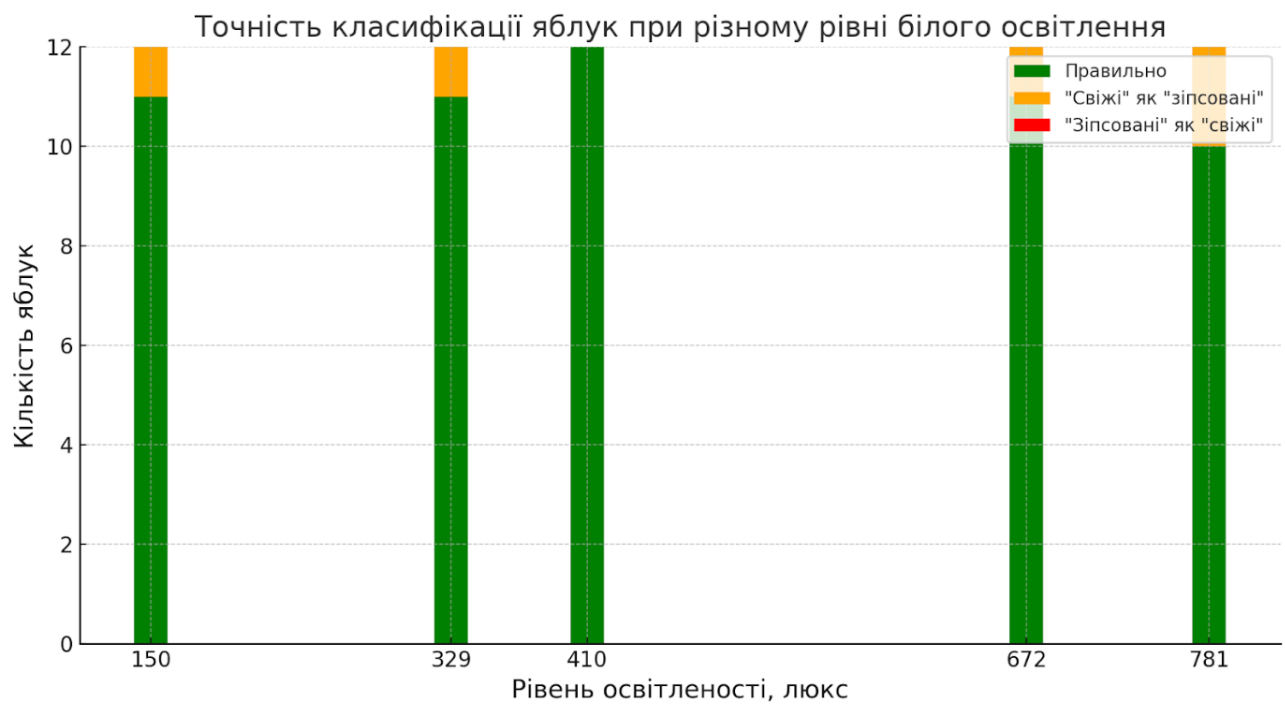


Рисунок 7.1 — Візуалізація експериментальних результатів для білого світла

Таблиця 7.2 — Результати тестування для жовтого світла

Рівень освітленості, лк	Загальна кількість яблук	Правильно класифікованих	«Свіжих» як «зіпсованих»	«Зіпсованих» як «свіжих»
363	12	9	2	1

Як видно з результатів, отриманих при освітленні робочої зони конвеєра жовтою лампою, було отримано значно гіршу точність класифікації у порівнянні з білим світлом. Лише 75% яблук були класифіковані правильно. Серед випадків неправильної класифікації два червоних «свіжих» яблука були класифіковані як «зіпсовані», що ймовірно пов'язано із тим, як жовте світло змінює відтінки червоного та жовтого на коричневий колір, за рахунок чого класифікатор помилково приймає рішення про «зіпсованість» яблука. Також один зразок червоного «зіпсованого» яблука був помилково класифікований як «свіжий», що є ще більш критичною помилкою, що свідчить про негативний вплив жовтого світла на якість роботи системи

навіть за тих значень інтенсивності світла, за яких при білому світлі було отримано 100% точність роботи.

7.2 Аналіз працездатності системи в реальному часі

За результатами тестування можна зробити висновок про те, що в реальних умовах робототехнічна система автоматизованого сортування яблук показала високу стабільність роботи та відповідність сформованим у роботі вимогам. Завдяки використанню оптимізованих спеціально під свої задачі нейронних мереж для детекції та класифікації яблук, вдалося досягти високої швидкості та точності у обробках зображення, завдяки чому сортування можна виконувати в режимі реального часу без необхідності зупиняти конвеєрну стрічку. На повну обробку одного яблука, що включає в себе захоплення зображення, його обробку, а також передачу відповідної команди роботу, сумарно в середньому витрачається близько 2.5 секунд, що відповідає вимогам продуктивності, сформованих з урахуванням того, що цільовими користувачами цієї системи є малі підприємства та приватні господарства.

Також система точно і стабільно працює у відносно широкому діапазоні рівнів білого світла та демонструє точність класифікації вище за 90% у більшості випадків, що також відповідає сформованим до системи вимогам. Але, за результатами тестування, освітлення має значний вплив на точність роботи класифікатора. Точність аналізу може значно знижуватися при надто сильному освітленні білим світлом, або при використанні жовтого освітлення.

Одним з недоліків системи з точки зору конструкції є те, що яблука транспортуються лише одним рядом на вузькій конвеєрній стрічці, що є обмеженням загальної пропускної здатності системи та робить її непридатною для використання на підприємствах з середніми та великими масштабами виробництва, де можливість паралельної обробки великих обсягів продукції має критичний вплив на продуктивність та прибутковість всього підприємства. З іншого боку, для малих господарств і приватних користувачів, які є цільовими користувачами цієї системи, потреби у

високій пропускну здатності системи нема, тому розроблене рішення є цілком прийнятним для впровадження.

Фрагменти процесу та результатів тестування системи наведено на зображеннях 7.2 – 7.5.

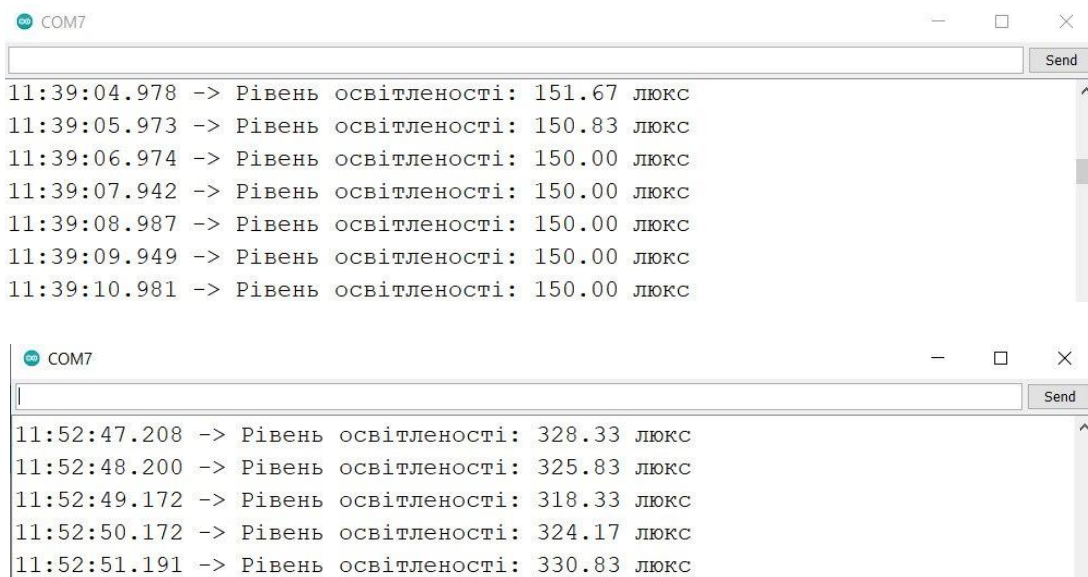


Рисунок 7.2, 7.3 — Фіксація рівня освітленості у люксах

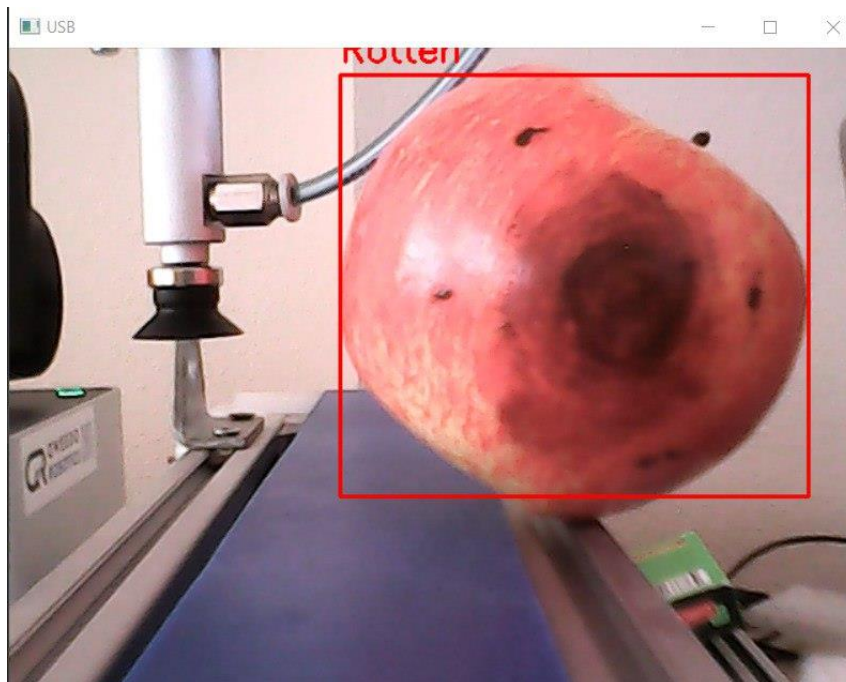


Рисунок 7.4 — Відбракування червоного «зіпсованого» яблука

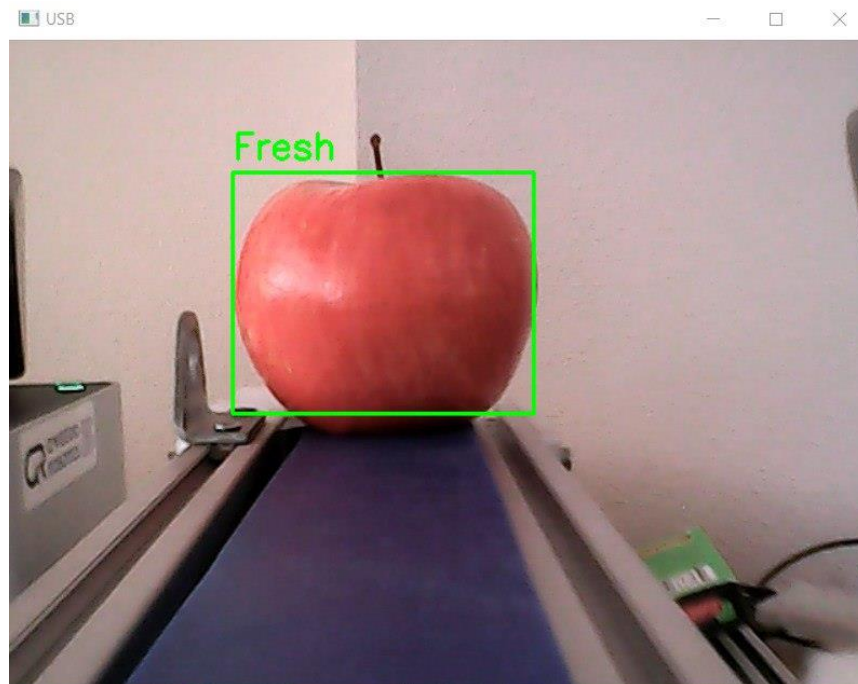


Рисунок 7.5 — Пропуск червоного «свіжого» яблука

Висновки до розділу 7

В цьому розділі було описано тестування системи, результати якого підтвердили, що розроблена робототехнічна система автоматизованого сортування яблук відповідає сформованим у попередніх розділах роботи вимогам. У більшості випадків система демонструє високу точність класифікації, особливо при використанні білого освітлення у межах 150-410 люкс, адже за цих умов точність досягала 92-100%, що є прийнятним результатом для використання у малих підприємствах. Але результати також показали, що система є досить чутливою до освітлення робочої зони конвеєра, адже при збільшенні інтенсивності білого світла до 672 люкс точність класифікації почала знижуватися і знизилася ще більше при підвищенні до 781 люкса. Це, ймовірно, пов'язано із тим, що світло такої інтенсивності створює засвічення зображень, а також спричиняє появу різких тіней та відблисків, що також може впливати на точність класифікації шляхом спотворення кольорів яблук.

Також було проведено тестування при жовтому світлі, яке мало ще більший вплив на точність класифікації. При 363 люксах точність системи впала до 75%, в той час як при аналогічному освітленні білого кольору точність роботи системи

була 100%. Це, ймовірно, пов'язано із тим, що жовтий спектр змінює відтінки кольорів на зображеннях, що ускладнює роботу класифікатора при оцінці стану плода за візуальними ознаками.

Основним обмеженням системи з точки зору конструкції є те, що яблука рухаються вузькою конвеєрною стрічкою, за рахунок чого в зону обробки вони можуть потрапляти тільки Незважаючи на зазначені обмеження, при більшості сценаріїв система показала стабільну роботу з точністю понад 90%, особливо у рекомендованих діапазонах освітлення. Такі результати свідчать про її придатність до використання на малих підприємствах, де немає потреби у високій пропускну здатності та паралельній обробці продукції.

Основними перевагами системи є висока відносно малих підприємств продуктивність роботи, яка передбачає повну обробку одного яблука протягом 2.5 секунд, а також ефективне використання нейронних мереж для детекції та класифікації, які забезпечують точну роботу системи комп'ютерного зору.

ВИСНОВКИ

Метою цієї роботи було підвищення ефективності роботи малих фермерських господарств шляхом розробки доступної системи автоматизованого сортування яблук за їх візуальним станом. Розроблене рішення базується на технологіях комп'ютерного зору, нейронних мереж YOLO, промислового маніпуляторі MG400 Dobot, конвеєрній стрічці та протоколі обміну даними Modbus TCP/IP.

Спочатку було досліджено предметну область, проаналізовано актуальність проблеми автоматизації сортування продукції саме для малих господарств. Також розглядалися особливості процесу сортування яблук та необхідність розробки саме компактної, енергоефективної і недорогої системи з мінімальними вимогами до користувача. Для цього було проаналізовано існуючі системи, такі як GeoSort, ТМ UApple та Sungrow, в результаті чого було вирішено, що вони не адаптовані до потреб малих підприємств через високу вартість, складність впровадження та масштаби виробництва. Це обґрунтовує потребу у розробці спрощеної системи з нижчим порогом входу.

Наступним кроком було сформовано функціональні та технічні вимоги до системи. Ключовими серед них є: точність класифікації не менше 90%, час обробки одного об'єкта не більше 300 мс, продуктивність в не менше 1-го фрукта кожні 5 секунд.

Далі було розглянуто та обрано можливі технології розробки. Для реалізації комп'ютерного зору було вирішено використовувати мову програмування Python в поєднанні з її бібліотеками, серед яких ключовими є Ultralytics та OpenCV. Для обміну даними між пристроями було обрано промисловий протокол Modbus TCP/IP, для програмування робота — мову Lua. Основною архітектури став клієнт-серверний підхід до розробки з поділом системи на модулі, що дозволяє підвищити стабільність та надійність роботи системи. Також було проведено аналіз апаратної складової системи. В якості виконавчого пристрою в цій роботі використовувався робот MG400 Dobot, що має точність до 0.05 мм, компактні розміри та підтримку обраних технологій розробки. В якості камери для фіксації яблук на конвеєрній

					ІК12.090БАК.006 ПЗ	Арк.
						59
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

стрічці було обрано GemixF9, яка забезпечить стабільну роботу системи при роздільній здатності 640x480 пікселів, та частоті 30 кадрів за секунду. Додатково було використано датчик BH1750 для контролю рівня освітленості робочої зони маніпулятора.

Після цього було реалізовано саму інформаційну підсистему. Для задачі детекції яблук було реалізовано модель YOLOv8n з точністю виявлення об'єктів 84%, а для класифікації стану яблук — YOLOv11n-cls, точність якої на валідаційній виборці становила 100%. Архітектуру системи було побудовано на використанні окремих моделей для кожної задачі, що забезпечує високу точність, швидкість та економію ресурсів.

Останнім кроком було проведено тестування роботи системи в реальних умовах. Експериментальні результати показали, що система зберігає точність класифікації на рівні 92-100% при білому освітленні у межах 150-410 люкс, що відповідає середньому рівню освітленості у звичайній кімнаті. При збільшенні яскравості до 781 люкс точність знизилася до 83%, а при жовтому світлі у 363 люкс — до 75%. Середній час повного циклу обробки одного яблука становив до 3-х секунд, що відповідає сформованим раніше вимогам.

Загалом розроблена система відповідає поставленим вимогам щодо точності, продуктивності та простоти впровадження. Розроблене рішення показало можливість практичного використання в роботі малих сільськогосподарських підприємств та приватних господарств.

					ІК12.090БАК.006 ПЗ	Арк.
						60
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Роботи в сільському господарстві. URL: <https://agro-business.com.ua/ahrotekhnolohiyi/item/24220-roboty-v-silskomu-hospodarstvi.html> (дата звернення: 16.04.2025).
2. Автоматизовані сортувальні конвеєрні системи. URL: https://kon-sort.com.ua/avtomatyzovani-sortuvalni-konveyerni-systemy/?srsId=Afm-BOooCmxeEum0RIjKruDUwKYKz7JJ4BcoU3PiWJ_GwzWHfHXLnX53K (дата звернення: 16.04.2025).
3. Лінія сортування GeoSort. URL: <https://insolar-holod.com/ua/news/liniya-sortuvannya-geosort-greefa-dlya-najsuchasnishogo-v-ukraini-skhovishha-dlya-yabluk-tov-sadi-dnipra-tm-uapple> (дата звернення: 18.04.2025).
4. Компанія «Сади Дніпра» модернізує автоматизовану лінію сортування яблук. URL: <https://propozitsiya.com/news/kompaniya-sady-dnipra-modernizuye-avtomatyzovanu-liniyu-sortuvannya-yabluk> (дата звернення: 18.04.2025).
5. Сортування яблук: досвід польських колег. URL: <https://propozitsiya.com/articles/tekhnika-ta-obladnannya-inshe/sortuvannya-yabluk-dosvid-polskykh-koleh> (дата звернення: 18.04.2025).
6. Greg Wislon. Software Design by Example. A Tool-Based introduction with Python. CRC Press, 2024. 343 с.
7. Volker Gruhn, Rudiger Striemer. The Essence of Software Engineering. Springer Open, 2018. 247 с.
8. Van Rossum G., Fred L. Drake. The Python Language Reference Manual. Network Theory Ltd., 2011. 79 с.
9. Documentation. PyModbus. URL: <https://pymodbus.readthedocs.io/en/latest/> (дата звернення: 29.04.2025).
10. Documentation. Ultralytics YOLO. URL: <https://docs.ultralytics.com> (дата звернення: 29.04.2025).
11. PyCharm: The Only IDE you need. URL: <https://www.jetbrains.com/pycharm/> (дата звернення: 29.04.2025).

12. PyCharm for Productive Development (Guide). URL: <https://www.jetbrains.com/pycharm/> (дата звернення: 29.04.2025).
13. Dobot MG400 Robotic Arm | Adaptable for Small Batch Production. URL: <https://www.dobot-robots.com/products/desktop-four-axis/mg400.html> (дата звернення: 29.04.2025).
14. Documentation. Lua. URL: <https://www.lua.org/> (дата звернення: 29.04.2025).
15. Roberto Ierusalimsky. Programming in Lua, Fourth Edition. Lua.org, 2016. 310 с.
16. MODBUS Application Protocol. Modbus Organization, 2012. 50 с.
17. Dobot MG400 User Guide. Shenzhen Yuejiang Technology Co., Ltd., 2023. 45 с.
18. MG400 Training System Standard Conveyor Demo Guide. Shenzhen Yuejiang Technology Co., Ltd., 2023, 15 с.
19. Roboflow Universe. URL: <https://universe.roboflow.com/> (дата звернення: 29.04.2025).
20. Apple Sorting Computer Vision Project. URL: <https://universe.roboflow.com/arfiani-nur-sayidah-9lizr/apple-sorting-2bfhk> (дата звернення: 06.05.2025).
21. Kaggle. Fresh Apple vs Rotten Apple classification. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/srishtisharma9977/fresh-apple-vs-rotten-apple-classification> (дата звернення: 06.05.2025).
22. Google Colab . URL: <https://colab.research.google.com/> (дата звернення: 06.05.2025).