

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»
Приладобудівний факультет
Кафедра автоматизації та систем неруйнівного контролю**

«На правах рукопису»
УДК _____

До захисту допущено:
Завідувач кафедри
_____ Юрій КИРИЧУК
«__» _____ 20__ р.

Магістерська дисертація

на здобуття ступеня магістра

за освітньо-професійною програмою «Комп'ютерно-інтегровані системи та технології в приладобудуванні»

зі спеціальності 174 «Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка»

на тему: «Інтелектуальна система сортування плодів овочевих культур»

Виконав:

студент II курсу, групи ПМ-31мп
Підбуцький Микита Юрійович _____

Науковий керівник:

д.т.н., професор, професор кафедри АСНК
Черепанська Ірина Юріївна _____

Консультант з «Розробки стартап-проектів»:

д.е.н., проф., завідувач кафедри економічної кібернетики
Бояринова Катерина Олександрівна _____

Рецензент:

доцент каф. КІТВП, к.т.н. доцент
Терещенко Микола Федорович _____

Засвідчую, що у цій магістерській дисертації немає запозичень з праць інших авторів без відповідних посилань.
Студент Підбуцький М. Ю.

Київ – 2024 року

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
Приладобудівний факультет

Кафедра автоматизації та систем неруйнівного контролю

Рівень вищої освіти – другий (магістерський)

Спеціальність – 174 «Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка»

Освітньо-професійна програма «Комп'ютерно-інтегровані системи та технології в приладобудуванні»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

_____ Юрій КИРИЧУК

«__» _____ 20__ р.

ЗАВДАННЯ

на магістерську дисертацію студенту

Підбуцькому Микиті Юрійовичу

1. Тема дисертації «Інтелектуальна система сортування плодів овочевих культур», науковий керівник дисертації доктор технічних наук, професор, професор кафедри АСНК Черепанська Ірина Юріївна, затверджені наказом по університету від «__» _____ 20__ р. № _____
2. Термін подання студентом дисертації: «04» грудня 2024 р
3. Об'єкт дослідження: технологічний процес сортування плодів овочевих культур, зокрема огірків, з використанням автоматизованої системи на основі штучного інтелекту.
4. Вихідні дані: технологічний процес сортування плодів огірків, система автоматизованого сортування плодів овочевих культур з елементами штучного інтелекту [71].
5. Перелік завдань, які потрібно розробити: провести аналіз сучасних підходів до автоматизації сортування овочевих культур, створити структурну схему інтелектуальної системи, формалізувати вхідні сигнали та розробити навчальну базу даних, розробити штучну нейронну мережу для сортування, провести її навчання та тестування, оптимізувати для роботи в реальному часі, інтегрувати модель в систему керування та розробка інтерфейсу користувача.
6. Орієнтовний перелік графічного (ілюстративного) матеріалу: структурна схема, програмний код, таблиці, блок-схеми, презентація
7. Орієнтовний перелік публікацій: Підбуцький М. Ю. Інтелектуальна технологічна система для автоматизованого сортування плодів овочевих культур / М. Ю Підбуцький, І. Ю. Черепанська // Збірник праць XVI Всеукраїнської науково-практичної конференції студентів, аспірантів та молодих вчених “Погляд у майбутнє приладобудування”, 16-17 травня 2023р. – К.: ПБФ, КПІ ім. Ігоря Сікорського. – 2023. – 302 с.– С. 169 – 173

Підбуцький М. Ю. Розробка штучної нейронної мережі як складової інтелектуальної системи автоматизованого сортування плодів овочевих культур / М. Ю Підбуцький, І. Ю. Черепанська // Збірник праць XX Всеукраїнської науково-практичної конференції студентів, аспірантів та молодих вчених “Ефективність та Автоматизація інженерних рішень у приладобудуванні”, 4-5 грудня 2024р. – К.: ПБФ, КПІ ім. Ігоря Сікорського. – 2024. –

8. Консультанти розділів дисертації

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Розробка стартап-проєкту	Бояринова К.О., д.е.н,професор, завідувач кафедри економічної кібернетики		

9. Дата видачі завдання: «01» вересня 2024 р

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Термін виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
1	Аналіз проблеми та сучасних рішень щодо сортування плодів овочевих культур на прикладі огірків	02.09.2024	
2	Структурна схема інтелектуальної системи автоматизованого сортування плодів овочевих культур	17.09.2024	
3	Формалізація вхідних сигналів та формування бази даних для навчання інтелектуальних моделей автоматизованого сортування плодів овочевих культур	02.10.2024	
4	Розробка штучної нейронної мережі для автоматизованого сортування плодів овочевих культур, як інтелектуальних моделей автоматизованого сортування плодів овочевих культур	14.10.2024	
5	Навчання та експериментальні дослідження штучної нейронної мережі, як інтелектуальної моделі автоматизованого сортування плодів овочевих культур	01.11.2024	
6	Оптимізація та інтеграція моделі штучної нейронної мережі, як інтелектуальної моделі в систему автоматизованого сортування плодів овочевих культур	12.11.2024	
7	Розробка стартап-проєкту інтелектуальної системи автоматизованого сортування плодів овочевих культур	24.11.2024	
8	Вступ	27.11.2024	
9	Висновки	29.11.2024	
10	Оформлення списку літератури та додатків	01.12.2024	

Студент

Микита ПІДБУЦЬКИЙ

Науковий керівник

Ірина ЧЕРЕПАНСЬКА

Анотація

Магістерська дисертація складається з вступу, семи розділів, висновків та переліку посилань. Також ця дисертація містить 182 сторінки, в тому числі 65 рисунків, 32 таблиці, 125 джерел.

Метою магістерської дисертації є підвищення продуктивності, надійності та ритмічності технологічного процесу сортування плодів овочевих культур шляхом розробки інтелектуальної системи автоматизованого сортування. Для досягнення цієї мети були використані методи машинного навчання, комп'ютерного зору та алгоритми глибинного навчання. Результати роботи показали високу точність класифікації плодів, що дозволяє ефективно використовувати систему в реальних виробничих умовах.

У магістерській дисертації проведено аналіз сучасних методів та засобів сортування, зокрема механічних, оптичних та інтелектуальних методів. Рекомендації щодо впровадження розробленої системи включають її інтеграцію на підприємствах сільського господарства для автоматизації процесу сортування, що зменшить витрати на ручну працю, підвищить продуктивність і забезпечить стабільну якість продукції.

Ключові слова: автоматизація сортування, штучний інтелект, нейронна мережа, комп'ютерний зір, сільське господарство, сортування плодів, машинне навчання, класифікація, інтелектуальні системи, технології.

Abstract

The Master's thesis consists of an introduction, seven chapters, conclusions, and a list of references. It also contains 182 pages, including 65 figures, 32 tables, and 125 sources.

The aim of the Master's thesis is to improve the productivity, reliability, and rhythm of the technological process for sorting fruits of vegetable crops by developing an intelligent automated sorting system. To achieve this goal, methods of machine learning, computer vision, and deep learning algorithms were employed. The results of the work demonstrated a high classification accuracy of the fruits, which allows for the effective use of the system in real production environments.

The Master's thesis presents an analysis of modern sorting methods and tools, including mechanical, optical, and intelligent methods. Recommendations for implementing the developed system include its integration into agricultural enterprises for automating the sorting process, which will reduce labor costs, increase productivity, and ensure stable product quality.

Keywords: automation of sorting, artificial intelligence, neural network, computer vision, agriculture, fruit sorting, machine learning, classification, intelligent systems, technologies.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК ПРИЙНЯТИХ УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ.....	11
ВСТУП.....	12
1. АНАЛІЗ ПРОБЛЕМИ ТА СУЧАСНИХ РІШЕНЬ ЩОДО СОРТУВАННЯ ПЛОДІВ ОВОЧЕВИХ КУЛЬТУР НА ПРИКЛАДІ ОГІРКІВ	14
1.1. Сутність, зміст та актуальність завдання автоматизації сортування плодів овочевих культур на прикладі огірків.....	15
1.2. Огляд сучасних методів обробки зображень плодів овочевих культур...17	
1.2.1. Глибинне навчання та його застосування в комп'ютерному зорі.....	19
1.2.2. Машинне навчання та алгоритми класифікації.....	21
1.3. Приклади сучасних рішень з використанням штучного інтелекту для сортування плодів овочевих культур.....	22
1.3.1. Аналіз існуючих інтелектуальних систем сортування плодів овочевих культур.....	25
1.3.2. Порівняння традиційних та інтелектуальних методів сортування плодів овочевих культур.....	27
1.4. Мета та задачі дослідження.....	30
2. СТРУКТУРНА СХЕМА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ АВТОМАТИЗОВАНОГО СОРТУВАННЯ ПЛОДІВ ОВОЧЕВИХ КУЛЬТУР.....	32
2.1. Структурна схема інтелектуальної системи автоматизованого сортування плодів овочевих культур.....	32
2.2. Опис взаємодії компонентів системи.....	36
2.3. Опис матеріальних та інформаційних потоків технологічного процесу сортування плодів овочевих культур та рух інформаційних потоків у системі....	39
2.4. Врахування збурюючих факторів.....	42
2.5. Інтелектуальні моделі автоматизованого сортування плодів овочевих культур.....	45
2.6. Висновки по розділу.....	47

3. ФОРМАЛІЗАЦІЯ ВХІДНИХ СИГНАЛІВ ТА ФОРМУВАННЯ БАЗИ ДАНИХ ДЛЯ НАВЧАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ МОДЕЛЕЙ АВТОМАТИЗОВАНОГО СОРТУВАННЯ ПЛОДІВ ОВОЧЕВИХ КУЛЬТУР.....	49
3.1. Вхідні дані та підготовка навчальної вибірки для автоматизованого сортування плодів овочевих культур.....	49
3.2. Векторний опис вхідних сигналів.....	54
3.2.1. Векторний опис фізичних та органолептичних параметрів огірків.....	54
3.2.2. Векторний опис нітратів, що можуть міститися в плодах та їх спектральний аналіз	59
3.3. Векторний опис вихідних сигналів.....	65
3.4. Формування навчальної бази даних.....	67
3.4.1. Збір та розмітка даних.....	68
3.4.2. Балансування та аугментація даних.....	70
3.4.3. Розподіл даних на набори.....	71
3.5. Висновки по розділу.....	73
4. РОЗРОБКА ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ АВТОМАТИЗОВАНОГО СОРТУВАННЯ ПЛОДІВ ОВОЧЕВИХ КУЛЬТУР, ЯК ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ МОДЕЛЕЙ АВТОМАТИЗОВАНОГО СОРТУВАННЯ ПЛОДІВ ОВОЧЕВИХ КУЛЬТУР.....	74
4.1. Обґрунтування вибору методів та інструментів практичної реалізації штучної нейронної мережі автоматизованого сортування плодів овочевих культур.....	74
4.1.1. Вибір базової архітектури для синтезу нейронної мережі автоматизованого сортування плодів овочевих культур.....	76
4.1.2. Вибір фреймворків та мов програмування	80
4.2. Розробка алгоритмів обробки та аналізу даних щодо зображень плодів.....	81
4.2.1. Попередня обробка даних.....	81

4.2.2. Сегментація та виділення ознак.....	84
4.3. Синтез архітектури нейронної мережі автоматизованого сортування плодів овочевих культур.....	85
4.3.1. Визначення структури шарів нейронної мережі автоматизованого сортування плодів овочевих культур.....	86
4.3.2. Визначення параметрів шарів і кількості нейронів у шарах штучної нейронної мережі автоматизованого сортування плодів овочевих культур.....	88
4.4. Вибір функцій активації.....	89
4.5. Вибір алгоритму навчання штучної нейронної мережі автоматизованого сортування плодів овочевих культур.....	90
4.6. Регуляризація та запобігання перенавчанню штучної нейронної мережі автоматизованого сортування плодів овочевих культур.....	92
4.7. Інтеграція штучної нейронної мережі автоматизованого сортування плодів овочевих культур в інтелектуальний блок інтелектуальної системи автоматизованого сортування плодів овочевих культур.....	96
4.8. Висновки по розділу.....	98
5. НАВЧАННЯ ТА ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ, ЯК ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ МОДЕЛІ АВТОМАТИЗОВАНОГО СОРТУВАННЯ ПЛОДІВ ОВОЧЕВИХ КУЛЬТУР.....	100
5.1. Підготовка навчальної бази даних для автоматизованого сортування плодів овочевих культур.....	100
5.2. Вибір та налаштування архітектури нейронної мережі.....	104
5.3. Методологія навчання нейронної мережі.....	106
5.4. Використання методів запобігання перенавчанню.....	109
5.5. Процес навчання моделі та аналіз результатів.....	111
5.6. Експериментальні дослідження на тестових даних.....	114
5.7. Висновки по розділу.....	116

6. ОПТИМІЗАЦІЯ ТА ІНТЕГРАЦІЯ МОДЕЛІ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ, ЯК ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ МОДЕЛІ В СИСТЕМУ АВТОМАТИЗОВАНОГО СОРТУВАННЯ ПЛОДІВ ОВОЧЕВИХ КУЛЬТУР.....	118
6.1. Оптимізація моделі для роботи в реальному часі.....	118
6.2. Інтеграція запропонованої моделі для класифікації в інтерфейс системи автоматизованого сортування плодів овочевих культур.....	121
6.3. Напрямки подальшого розвитку інтелектуальної системи автоматизованого сортування плодів овочевих культур.....	127
6.4. Висновки по розділу.....	128
7. РОЗРОБКА СТАРТАП-ПРОЄКТУ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ АВТОМАТИЗОВАНОГО СОРТУВАННЯ ПЛОДІВ ОВОЧЕВИХ КУЛЬТУР.....	130
7.1. Опис ідеї стартап-проєкту сортування плодів овочевих культур на прикладі огірків.....	130
7.2. Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проєкту.....	139
7.3. Розроблення ринкової стратегії проєкту.....	152
7.4. Розроблення маркетингової програми стартап-проєкту.....	156
7.5. Організація реалізації стартап-проєкту.....	162
7.6. Висновки до розділу.....	165
ВИСНОВКИ.....	168
ПЕРЕЛІК ІНФОРМАЦІЙНИХ ДЖЕРЕЛ.....	170
ДОДАТКИ.....	184

ПЕРЕЛІК ПРИЙНЯТИХ УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

ДП – датчики присутності

ДСТУ – державний стандарт України

GlobalGAP – глобальний стандарт для забезпечення безпечного та стійкого сільського господарства

НАССР – система аналізу небезпечних чинників і критичних точок контролю (Hazard Analysis and Critical Control Points)

ІБ – інтелектуальний блок

ІО – інтерфейс оператора

ІСАСПОВК – інтелектуальна система автоматизованого сортування плодів овочевих культур

ISO – міжнародна організація зі стандартизації (International Organization for Standardization)

К – контролер

КВРЗ – камера високої роздільної здатності

КЛ – конвеєрна лінія

МДК – модуль датчиків та камер

МС – механізм сортування

ПК – привід конвеєра

ПОЗ – попередня обробка зображень

СА – спектральний аналізатор

СК – система керування

СКО – система керування освітленням

ШНМ – штучна нейронна мережа

ВМ – виконавчі механізми

ЗФ – збурюючі фактори

ВСТУП

Сучасне сільське господарство перебуває на етапі інтенсивної трансформації, обумовленої зростаючими вимогами до якості продукції, необхідністю підвищення ефективності виробництва та оптимізації витрат. Зі збільшенням світового населення та урбанізацією попит на високоякісну сільськогосподарську продукцію постійно зростає. Це ставить перед виробниками нові виклики щодо забезпечення стабільності постачання, конкурентоспроможності продукції та відповідності сучасним стандартам якості, таким як ISO 9001 [1], HACCP [2] і GlobalGAP [3].

Одна з ключових задач у цьому секторі є сортування овочевих культур, зокрема огірків. Сортування є важливим етапом післязбиральної обробки, що впливає на якість кінцевої продукції, її ринкову вартість та задоволеність споживачів. Традиційні методи сортування, засновані на ручній праці чи механічних системах, більше не відповідають сучасним вимогам через обмежену точність, низьку швидкість і високу вартість. Водночас міжнародні стандарти, такі як ДСТУ 3247-95 [124], регламентують чіткі показники якості для плодів овочевих культур, включаючи розміри, форму, колір і дефекти.

Актуальність теми обумовлена зростаючим попитом на якісну продукцію, стандартизацією та сертифікацією виробництва, економічною ефективністю та технологічним прогресом. Традиційні методи сортування, засновані на ручній праці, вже не відповідають сучасним вимогам ринку. У зв'язку з цим впровадження автоматизованих систем сортування з використанням штучного інтелекту (ШІ) стає необхідністю. Вони забезпечують високу точність, швидкість та надійність процесу, одночасно знижуючи витрати на робочу силу та мінімізуючи вплив людського фактору.

З врахуванням вказаного **метою** магістерської дисертації є підвищення продуктивності, надійності та ритмічності технологічного процесу сортування плодів овочевих культур шляхом розробки інтелектуальної системи автоматизованого сортування.

Для досягнення мети необхідно вирішити наступні **задачі**:

1. Провести аналіз сучасних підходів до автоматизації сортування плодів овочевих культур із використанням методів штучного інтелекту, акцентуючи увагу на технологіях комп'ютерного зору та глибинного навчання.
2. Розробити структурну схему інтелектуальної системи автоматизованого сортування плодів овочевих культур, яка враховує всі необхідні апаратні й програмні компоненти.
3. Формалізувати вхідні сигнали та сформувати базу даних для навчання інтелектуальних моделей автоматизованого сортування плодів овочевих культур.
4. Розробити штучну нейронну мережу для автоматизованого сортування плодів овочевих культур, як інтелектуальну модель автоматизованого сортування плодів овочевих культур.
5. Навчити та експериментально дослідити штучну нейронну мережу, як інтелектуальну модель автоматизованого сортування плодів овочевих культур.
6. Оптимізувати та інтегрувати запропоновану модель штучної нейронної мережі як інтелектуальну модель в систему автоматизованого сортування плодів овочевих культур для класифікації в інтерфейсі системи.
7. Розробити стартап-проєкт інтелектуальної системи автоматизованого сортування плодів овочевих культур.

1. АНАЛІЗ ПРОБЛЕМИ ТА СУЧАСНИХ РІШЕНЬ ЩОДО СОРТУВАННЯ ПЛОДІВ ОВОЧЕВИХ КУЛЬТУР НА ПРИКЛАДІ ОГІРКІВ

Сучасне сільське господарство перебуває на етапі інтенсивної трансформації, обумовленої низкою факторів, серед яких зростаючі вимоги до якості продукції, необхідність підвищення ефективності виробництва та оптимізації витрат. Зі зростанням світового населення та урбанізацією попит на високоякісну сільськогосподарську продукцію постійно збільшується. Це ставить перед виробниками нові виклики щодо задоволення потреб ринку, забезпечення стабільності постачання та конкурентоспроможності продукції [71].

Однією з ключових задач у цьому контексті є сортування овочевих культур, зокрема огірків. Сортування є важливим етапом післязбиральної обробки, який впливає на якість кінцевої продукції, її ринкову вартість та задоволеність споживачів. Традиційно сортування здійснюється вручну або за допомогою простих механічних систем. Ручне сортування вимагає значних витрат на робочу силу, є трудомістким та повільним процесом, а також піддається впливу людського фактору, що може призвести до суб'єктивності оцінки якості та помилок у виявленні дефектів. Механічні системи, хоча й підвищують швидкість процесу, мають обмежену точність та гнучкість, не завжди здатні адаптуватися до різноманіття форм, розмірів та станів плодів.

Споживачі сучасного ринку все більше уваги приділяють якості та безпечності харчових продуктів. Вони очікують отримувати овочі та фрукти без дефектів, з відмінними смаковими властивостями, привабливим зовнішнім виглядом та тривалим терміном зберігання. Впровадження міжнародних стандартів якості, таких як ISO [1], HACCP [2] та GlobalGAP [3], вимагає від виробників дотримання суворих критеріїв щодо безпечності, екологічності та якості продукції на всіх етапах виробничого процесу. Крім того, конкурентоспроможність на внутрішньому та міжнародному ринках змушує

виробників постійно підвищувати якість своєї продукції, впроваджуючи новітні технології та методи управління.

Підвищення ефективності виробництва стає одним із головних факторів успіху в агропромисловому секторі. Застосування інноваційних технологій в оптимізації процесів вирощування, збору та переробки зернових культур сприяє підвищенню врожайності, зниженню втрат і покращенню економічних показників підприємства. Автоматизація технологічних процесів, зокрема сортування, дозволяє знизити техногенний вплив, підвищити точність виконання операцій, забезпечити стабільність якості продукції. Це необхідно для зниження собівартості, екологічності виробництва, дотримання принципів сталого розвитку [4, 71].

Робоча сила, енергоносії, матеріали та інші ресурси дорожчають, крім того, сучасні аграрії конкурують з дешевшими імпортними продуктами, які масово виробляються або субсидуються у своїх країнах. З точки зору компанії, трудомісткий ручний процес сортування приносить додаткові витрати виробнику в основному через сезонний характер роботи з пошуку та утримання відповідних працівників для виконання цих процесів. Людські помилки, мінливість і зниження продуктивності - усе це буде результатом таких ручних процесів інновацій у виробничих системах. Початкові інвестиції в інновації у виробничих системах принесуть довгострокові вигоди з точки зору зниження операційних витрат, покращення якості, умов праці та прибутковості виробництва [5].

1.1. Сутність, зміст та актуальність завдання автоматизації сортування плодів овочевих культур на прикладі огірків

Автоматизація сортування плодів овочевих культур, зокрема огірків, є актуальною проблемою, яка стоїть перед сучасним сільським господарством з метою максимального використання виробничих потужностей та якісних показників виробленої продукції. Рішення полягає в розробці автоматизованих

систем, здатних швидко і якісно сортувати фрукти за такими параметрами, як розмір, форма, колір, ступінь стиглості, наявність дефектів.

Актуальність проблеми обумовлена зростаючим попитом на якісну продукцію, стандартизацією та сертифікацією виробництва, економічною ефективністю та технологічним прогресом. Споживачі все більше орієнтуються на якість продукції, віддаючи перевагу плодам без дефектів, з привабливим зовнішнім виглядом та високими смаковими властивостями [71].

Автоматизація дозволяє скоротити витрати ручної праці, підвищити продуктивність і знизити втрати продукції. Все це сприятливо впливає на прибутковість будь-якого підприємства. Нові можливості у створенні ефективних систем сортування з високим рівнем автоматизації надає розвиток технологій штучного інтелекту та машинного навчання.

Зміст завдання автоматизації включає розробку апаратного забезпечення, що складається з конвеєрних ліній, камер високої роздільної здатності, сенсорів та механізмів для сортування плодів; розробку програмного забезпечення, яке включає алгоритми обробки зображень, виявлення дефектів, класифікації плодів та управління механізмами сортування; інтеграцію системи, що поєднує апаратні та програмні компоненти в єдину систему, здатну працювати в реальному часі з високою точністю та надійністю; та тестування і налаштування, що передбачає проведення випробувань системи в реальних умовах виробництва та налаштування параметрів для досягнення оптимальної продуктивності [50].

Переваги автоматизації сортування огірків включають підвищення точності сортування, збільшення продуктивності, зниження витрат на робочу силу та покращення умов праці. Виклики та обмеження пов'язані з високими початковими витратами, необхідністю кваліфікованого персоналу та адаптацією до змінних умов.

Впровадження ШІ дозволяє автоматизувати процеси, які раніше вимагали значних затрат часу та людської праці, забезпечуючи при цьому високу точність та швидкість. Зокрема, у сортуванні плодів ШІ може використовуватися для автоматичного виявлення дефектів, класифікації плодів за розміром, формою,

кольором та іншими параметрами. Це дозволяє зменшити вплив людського фактора, знизити витрати на робочу силу, підвищити продуктивність та забезпечити стабільну якість продукції.

На додачу, ШІ відкриває можливості для аналізу великих обсягів даних (BigData [6]), які можуть використовуватися для прийняття стратегічних рішень щодо оптимізації виробничих процесів, прогнозування тенденцій ринку, управління запасами та планування логістики. Це сприяє підвищенню ефективності управління підприємством, зменшенню ризиків та підвищенню прибутковості.

1.2. Огляд сучасних методів обробки зображень плодів овочевих культур

Технології обробки зображень на основі штучного інтелекту стали невід'ємною частиною сучасних систем автоматизації, особливо в галузі сільського господарства, де вони застосовуються для моніторингу стану рослин, виявлення шкідників та хвороб, оцінки врожайності та сортування продукції [49]. У контексті сортування огірків застосування ШІ дозволяє значно підвищити ефективність та точність процесу, автоматизуючи аналіз візуальних даних, які отримуються за допомогою камер високої роздільної здатності [71].

Основними завданнями обробки зображень при сортуванні огірків є виявлення дефектів, оцінка форми та розміру плодів, а також аналіз кольору для визначення якості та ступеня стиглості (рис. 1.1). Виявлення дефектів полягає у визначенні пошкоджень на поверхні плоду, таких як тріщини, вм'ятини, подряпини, плями та сліди хвороб або шкідників. Оцінка форми та розміру включає вимірювання геометричних параметрів огірка, таких як довжина, діаметр, об'єм, кривизна та інші показники. Аналіз кольору допомагає визначити ступінь зрілості плоду, наявність пожовтінь, плям або зміни кольору [7, 50].



Рис. 1.1. Вимоги до органолептичних показників огірків [7]

Методи обробки зображень можна поділити на дві основні категорії: традиційні методи комп'ютерного зору та методи глибинного навчання. Традиційні методи включають сегментацію зображень, виділення ознак та класифікацію з використанням алгоритмів машинного навчання. Методи глибинного навчання, зокрема згорткові нейронні мережі (CNN [8]), показують високі результати в задачах комп'ютерного зору завдяки здатності автоматично витягувати релевантні ознаки з зображень та навчатись складним патернам у даних [51].

Порівнюючи ці методи, традиційні мають менші вимоги до обчислювальних ресурсів та можливість інтерпретації результатів, але потребують ручного вибору та налаштування ознак і менш стійкі до варіацій вхідних даних. Методи глибинного навчання забезпечують автоматичне витягування ознак, високу точність та стійкість до варіацій даних, але потребують великого обсягу даних для навчання та мають високі вимоги до обчислювальних ресурсів.

1.2.1. Глибинне навчання та його застосування в комп'ютерному зорі

Глибинне навчання, зокрема згорткові нейронні мережі (Convolutional Neural Networks, CNN [8]), показує високі результати в задачах комп'ютерного зору завдяки здатності автоматично витягувати релевантні ознаки з зображень та навчатись складним патернам у даних. CNN дозволяють моделі виявляти різноманітні рівні ознаки, від простих (краї, текстури) до складних (форми, об'єкти) [52].

Застосування CNN у сортуванні огірків включає виявлення дефектів, аналіз кольору та текстури, а також масштабованість та адаптивність. CNN можуть автоматично навчатися розпізнавати різні типи дефектів на поверхні огірків без необхідності ручного проектування ознак. Глибинні мережі ефективно обробляють інформацію про колір та текстуру, що важливо для визначення ступеня зрілості та якості плоду. Вони можуть бути налаштовані на обробку зображень різної роздільної здатності та можуть працювати в режимі реального часу з використанням апаратних прискорювачів (наприклад, GPU) [52].

Популярні архітектури CNN, такі як AlexNet [54], VGGNet [53], ResNet [55] та MobileNet [35], мають свої особливості та переваги (рис. 1.2). Процес навчання CNN включає збір та підготовку даних, аугментацію даних, вибір архітектури та гіперпараметрів, навчання моделі, валідацію та тестування, а також розгортання.

Порівняння популярних архітектур CNN

	ALEXNET	VGGNET	RESNET	MOBILENET
РІК СТВОРЕННЯ	2012	2014	2015	2017
КІЛЬКІСТЬ ШАРІВ	8	16 АБО 19	50, 101, 152 ТА БІЛЬШЕ	28
КІЛЬКІСТЬ ПАРАМЕТРІВ	60 МЛН	138 МЛН	25 МЛН (RESNET-50)	4.2 МЛН
ОСНОВНА ІДЕЯ	ВИКОРИСТАННЯ RELU, DROPOUT, ТА DATA AUGMENTATION	КОНВОЛЮЦІЙНІ ШАРИ З ЯДРОМ 3Х3, ВЕЛИКА ГЛИБИНА	РЕШІТЧАСТІ ЗВ'ЯЗКИ (SKIP CONNECTIONS) ДЛЯ УНИКНЕННЯ ГРАДІЄНТНОГО ЗГАСАННЯ	ГЛИБИННІ РОЗДІЛЬНІ КОНВОЛЮЦІЇ (DEPTHWISE SEPARABLE CONVOLUTIONS)
ПЕРЕВАГИ	ПОКРАЩЕННЯ ПРОДУКТИВНОСТІ CNN, НИЗЬКА ЙМОВІРНІСТЬ ПЕРЕНАВЧАННЯ	ЧІТКА СТРУКТУРА, ПІДХОДИТЬ ДЛЯ ПЕРЕДТРЕНУВАННЯ	МОЖЛИВІСТЬ СТВОРЕННЯ ДУЖЕ ГЛИБОКИХ МОДЕЛЕЙ, ВИСОКА ТОЧНІСТЬ	ЕФЕКТИВНА ДЛЯ МОБІЛЬНИХ ПРИСТРОЇВ, НИЗЬКА КІЛЬКІСТЬ ПАРАМЕТРІВ
НЕДОЛІКИ	ВИСОКА КІЛЬКІСТЬ ПАРАМЕТРІВ, РЕСУРСОЗАТРАТНА	ДУЖЕ ВЕЛИКА КІЛЬКІСТЬ ПАРАМЕТРІВ, ПОТРЕБУЄ БАГАТО ПАМ'ЯТІ	СКЛАДНІСТЬ ТРЕНУВАННЯ ЧЕРЕЗ УСКЛАДНЕНУ АРХІТЕКТУРУ	МЕНША ТОЧНІСТЬ ПОРІВНЯНО З ІНШИМИ АРХІТЕКТУРАМИ
ЗАСТОСУВАННЯ	КЛАСИФІКАЦІЯ ЗОБРАЖЕНЬ, IMAGENET CHALLENGE	КЛАСИФІКАЦІЯ ЗОБРАЖЕНЬ, ПЕРЕДТРЕНУВАННЯ	КЛАСИФІКАЦІЯ ЗОБРАЖЕНЬ, ДЕТЕКЦІЯ ОБ'ЄКТІВ	МОБІЛЬНІ ПРИСТРОЇ, ОБМЕЖЕНІ РЕСУРСИ
ПРОДУКТИВНІСТЬ (НА IMAGENET)	~84%	~92%	~96% (RESNET-152)	~89%

Рис. 1.2. Порівняння популярних архітектур CNN [58]

Переваги використання CNN полягають у високій точності та стійкості, автоматичному витягуванні ознак та можливості перенесення навчання. Виклики та обмеження включають потребу в великих обсягах даних, обчислювальні ресурси та чутливість до якості даних.

Глибинне навчання також дозволяє оцінювати форму та розмір плодів, що допомагає класифікувати їх за стандартними категоріями. Моделі можуть навчатися на великому масиві даних, що включають як стандартні, так і нестандартні форми, що робить їх гнучкими у використанні для різних сортів огірків.

1.2.2. Машинне навчання та алгоритми класифікації

Окрім глибинного навчання, традиційні методи машинного навчання також використовуються в обробці зображень для сортування продукції. Такі методи, як метод опорних векторів (SVM) [9] (рис. 1.3), дерева рішень[10] або алгоритми К-найближчих сусідів (KNN) [11], застосовуються для задач класифікації та виявлення дефектів.

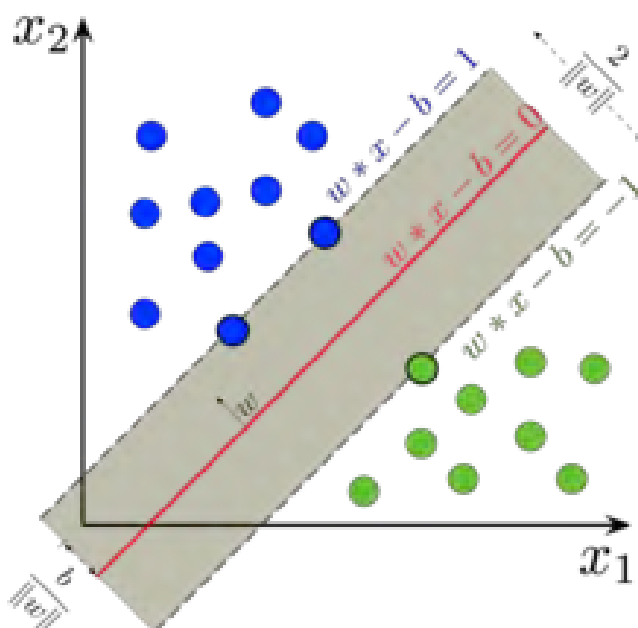


Рис. 1.3. Метод опорних векторів (SVM) для задач класифікації та виявлення дефектів [125]

Метод опорних векторів ефективний для задач бінарної класифікації, особливо коли необхідно вирішити питання про наявність чи відсутність дефектів плодів. Алгоритми, такі як дерева рішень або RandomForest [12], обробляють як числові, так і категоріальні характеристики, уможливаючи аналіз більш складних даних.

Використання цих алгоритмів може бути ефективним для вирішення менш складних задач сортування, хоча їх точність, як правило, поступається глибинному навчанню. Вони більше залежать від якості та кількості даних, а також можуть потребувати більше ручної праці для вибору ознак[4].

1.3. Приклади сучасних рішень з використанням штучного інтелекту для сортування плодів овочевих культур

У сучасному агропромисловому секторі відбувається стрімкий розвиток технологій, спрямованих на підвищення ефективності виробництва та покращення якості продукції. Однією з найперспективніших областей є застосування штучного інтелекту (ШІ) у процесах сортування плодів овочевих культур. Використання ШІ дозволяє автоматизувати складні операції, забезпечуючи високу точність і швидкість, що значно перевищує можливості традиційних методів сортування.

Сучасні системи сортування на основі ШІ зазвичай складаються з конвеєрних ліній, оснащених високошвидкісними камерами та різноманітними датчиками (рис. 1.4). Ці пристрої здатні збирати зображення високої роздільної здатності з різних кутів, що дозволяє детально аналізувати кожен плід. Наприклад, конвеєрна лінія з високошвидкісними камерами може обробляти тисячі плодів за хвилину, забезпечуючи при цьому високу якість сортування.

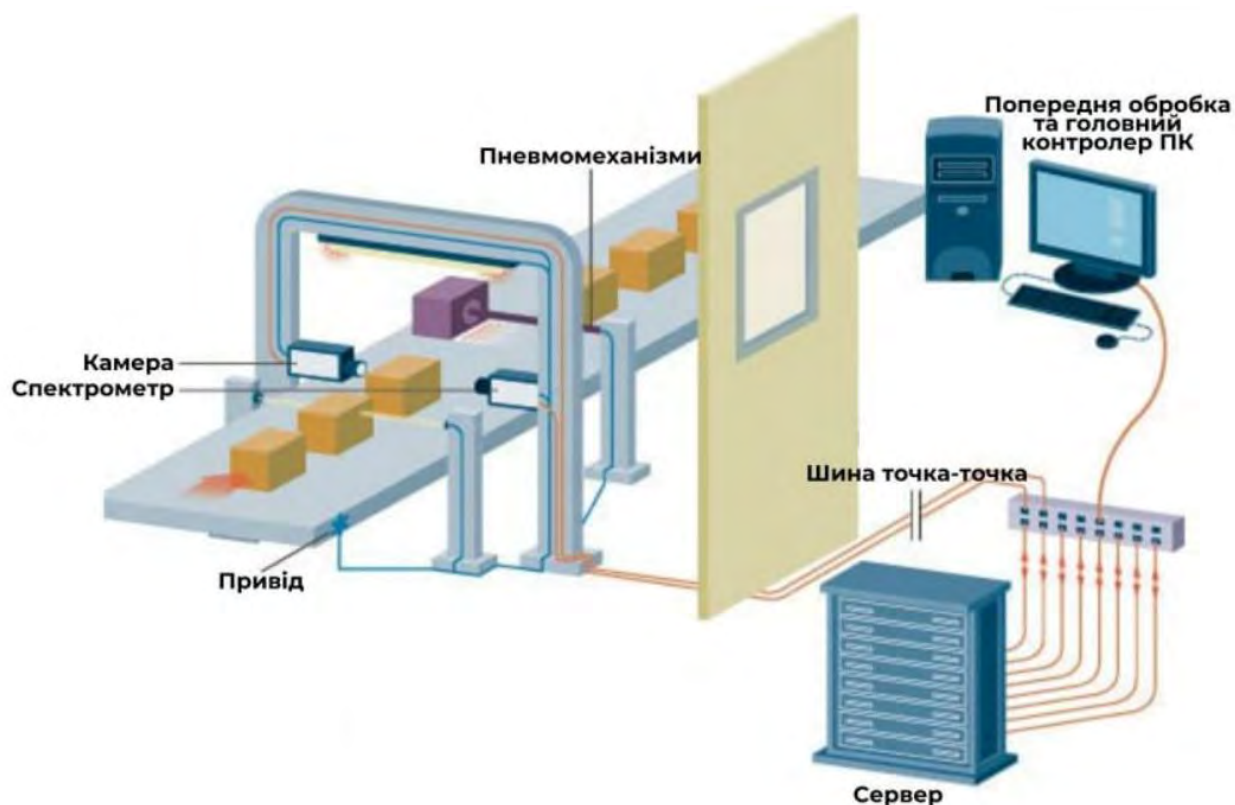


Рис. 1.4. Конвеєрні лінії з високошвидкісними камерами та датчиками [13]

У цих системах широко застосовуються технології глибокого навчання для аналізу зображень. Згорткові нейронні мережі (CNN) здатні автоматично витягувати релевантні ознаки зображень і класифікувати плоди за різними параметрами, такими як форма, колір, текстура та розмір. Це дозволяє виявляти дефекти, які неможливо побачити неозброєним оком, і забезпечує більш точне сортування продукції.

Крім того, використовуються мультиспектральні [14] та гіперспектральні [15] камери, які можуть виявляти внутрішні дефекти плодів, такі як гнилість або пошкодження тканин. Ці камери працюють у різних спектральних діапазонах, що дозволяє отримувати детальну інформацію про внутрішню структуру плоду. Наприклад, гіперспектральні зображення можуть показувати рівень стиглості овочів, їх свіжість і навіть наявність хімічних речовин або пестицидів.

Компанії TOMRA SortingSolutions [16] (рис. 1.5) та Compac Sorting Equipment [17] є одними з лідерів у цій галузі. Їхні системи здатні аналізувати

форму, колір і текстуру плодів з високою швидкістю та точністю. Це досягається за рахунок поєднання передових оптичних технологій та алгоритмів штучного інтелекту.

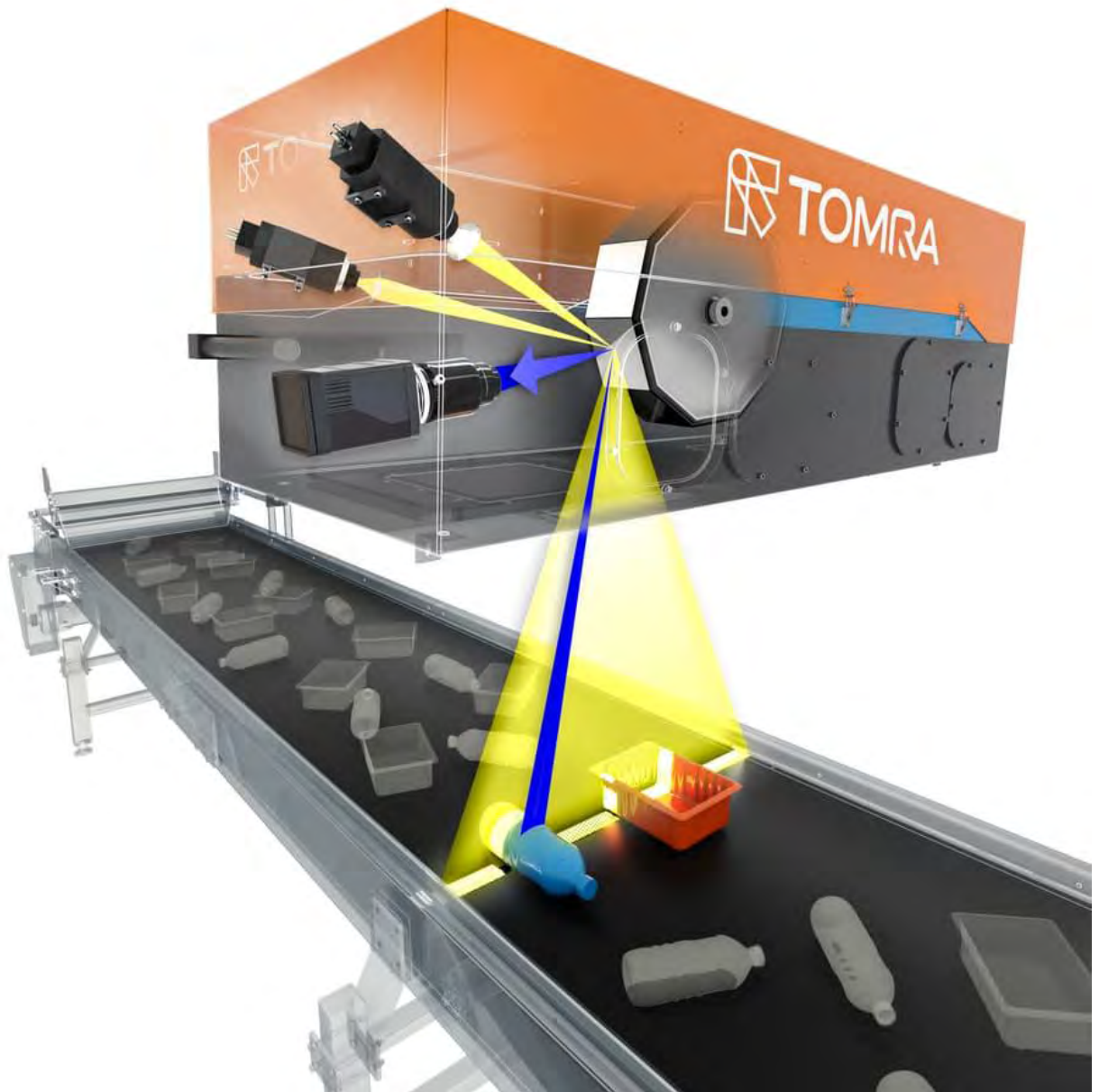


Рис. 1.5. Система сортування від TOMRA Sorting Solutions [59]

Переваги таких систем полягають у високій продуктивності, що дозволяє обробляти великі обсяги продукції за короткий час, та високій точності виявлення дефектів, що підвищує якість кінцевого продукту. Крім того, ці

системи є гнучкими та масштабованими, тобто можуть бути адаптовані до різних видів продукції та масштабів виробництва [60].

Однак, впровадження таких технологій пов'язане з певними викликами. По-перше, висока вартість обладнання та його встановлення може бути бар'єром для малих і середніх підприємств. По-друге, складність обслуговування та необхідність у кваліфікованому персоналі для налаштування та підтримки системи можуть створювати додаткові труднощі. Нарешті, ефективність роботи системи може залежати від стабільних умов експлуатації, таких як постійне освітлення та контроль температури, що може вимагати додаткових ресурсів [60].

Перспективи розвитку цих технологій включають інтеграцію з іншими системами управління виробництвом, використання хмарних сервісів для аналізу великих обсягів даних та впровадження Інтернету речей (IoT) для забезпечення взаємодії між різними компонентами виробничого процесу. Крім того, очікується, що з часом вартість таких систем знизиться, що зробить їх більш доступними для широкого кола виробників

1.3.1. Аналіз існуючих інтелектуальних систем сортування плодів овочевих культур

Інтелектуальні системи сортування овочевих культур стають невід'ємною частиною сучасного агровиробництва, адже вони забезпечують ефективну автоматизацію та підвищення якості продукції. В основі таких систем лежать передові технології, серед яких машинне навчання, комп'ютерний зір та спектральний аналіз. Завдяки їм автоматизуються складні процеси, які раніше потребували ручної праці та значних людських зусиль.

Одним із головних компонентів таких систем є високотехнологічні камери (рис. 1.6), здатні аналізувати зовнішній вигляд плодів з великою точністю. Вони виявляють навіть мінімальні дефекти, зокрема подряпини, плями, зміни кольору чи інші ознаки пошкоджень, які можуть впливати на товарний вигляд продукції. Використання спектрального аналізу та інфрачервоних датчиків дозволяє

виявляти приховані дефекти, наприклад, гниття чи механічні пошкодження, що непомітні для людського ока. Це значно підвищує рівень точності сортування [60].



Рис. 1.6. Камери високої роздільної здатності в системі сортування [61]

Технології гіперспектрального зображення дають змогу отримувати дані про хімічний склад плодів, що є важливим для визначення їх свіжості, стиглості та безпечності для споживання. Наприклад, ця технологія дозволяє виявляти залишки пестицидів або інших потенційно шкідливих речовин, що критично для виконання вимог якості та безпеки. У разі сортування огірків вона може допомогти оцінити щільність м'якоті, однорідність кольору шкірки чи наявність невидимих механічних пошкоджень [61].

Практичне використання таких систем охоплює як великі агрохолдинги, так і середні або дрібні фермерські господарства. Наприклад, на великих сортувальних лініях автоматизація дозволяє обробляти тисячі плодів за годину. Це не лише скорочує витрати часу та ресурсів, але й підвищує стабільність якості продукції, яка задовольняє високі вимоги ринків. З іншого боку, невеликі

фермерські господарства дедалі частіше застосовують модульні системи, які є доступними за вартістю завдяки спільному використанню обладнання у рамках кооперативів.

Разом із цим впровадження таких систем має і певні складнощі. Висока вартість обладнання залишається однією з основних перепон, особливо для малих виробників. Також для належної роботи інтелектуальних систем необхідні специфічні умови, такі як стабільне освітлення, контроль температури та захист від пилу. Ці вимоги вимагають додаткових інвестицій в інфраструктуру. Крім того, для роботи з такими системами потрібен висококваліфікований персонал, здатний здійснювати обслуговування та налаштування складного обладнання [62].

Попри це, перспективи розвитку та доступності інтелектуальних систем є оптимістичними. Інтенсивний розвиток алгоритмів машинного навчання та програмного забезпечення дозволяє створювати гнучкі системи, адаптовані до конкретних потреб виробників. Водночас прогрес у виробництві компонентів, таких як камери або датчики, поступово знижує їхню вартість, що робить ці технології доступнішими для ширшого кола користувачів. Отже, інтелектуальні системи сортування мають потенціал для радикального покращення виробничих процесів у сфері овочівництва.

1.3.2. Порівняння традиційних та інтелектуальних методів сортування плодів овочевих культур

Традиційні методи сортування плодів овочевих культур, такі як ручне сортування або використання механічних систем, все ще широко застосовуються, особливо в малих та середніх господарствах. Вони базуються на візуальному огляді продукції працівниками або на простих механічних принципах, таких як розмір чи вага. Ці методи мають переваги у вигляді низьких початкових інвестицій та простоти використання [63].

Однак, традиційні методи мають суттєві обмеження. Вони залежать від людського фактора, що може призводити до помилок, нерівномірності якості та низької продуктивності. Ручне сортування (рис. 1.7) є трудомістким процесом, який вимагає значних витрат на робочу силу та може бути повільним, особливо при великих обсягах продукції.



Рис. 1.7. Ручне сортування овочів на фермі [64]

Інтелектуальні системи сортування, базовані на штучному інтелекті, пропонують значні переваги в порівнянні з традиційними методами. Вони забезпечують високу точність і швидкість сортування, мінімізуючи вплив людського фактора. Завдяки використанню алгоритмів машинного навчання та комп'ютерного зору, такі системи можуть одночасно аналізувати тисячі плодів, визначаючи їх якість за різними параметрами. Порівняння традиційних і інтелектуальних методів сортування дозволяє краще зрозуміти їх ключові відмінності та ефективність у різних аспектах.

Порівняння традиційних і інтелектуальних методів сортування

Критерій	Традиційні методи сортування	Інтелектуальні методи сортування
Принцип роботи	Ручна праця або механічні пристрої з мінімальним автоматизованим контролем.	Використання технологій, таких як комп'ютерний зір, машинне навчання.
Точність сортування	Залежить від людського фактора; висока ймовірність помилок.	Висока точність завдяки автоматизації та аналізу зображення, виключенню суб'єктивної похибки.
Швидкість обробки	Обмежена швидкістю роботи персоналу або механічного обладнання, зниження швидкості роботи через втомлюваність персоналу.	Висока продуктивність.
Виявлення дефектів	Візуальний огляд, помітні лише зовнішні дефекти.	Аналіз як зовнішніх, так і внутрішніх дефектів за допомогою датчиків.
Виявлення хімічного складу	Неможливо без лабораторних досліджень.	Гіперспектральне зображення дозволяє аналізувати хімічний склад.
Вимоги до персоналу	Можливість залучення малокваліфікованих працівників для ручної роботи.	Потрібен кваліфікований персонал для обслуговування системи.
Ефективність витрат	Низька вартість обладнання, відрядна оплата ручної праці.	Висока початкова вартість обладнання, можлива економія витрат на оплату праці.
Вимоги до умов експлуатації	Працюють незалежно від зміни погодних умов та умов навколишнього середовища.	Чутливі до змін умов оточуючого середовища, наприклад освітлення, температури тощо.
Гнучкість використання	Висока. Легко адаптуються до різних плодів, але висока точність за певних умов.	Висока. Вимагають попереднього перенавчання системи для різних культур.
Перспективи розвитку	Обмежені через фізичні можливості.	Широкі можливості розвитку завдяки технологічному прогресу.

Порівняльний аналіз (табл. 1.1.) демонструє, що інтелектуальні системи значно підвищують ефективність виробництва, зменшують втрати продукції та забезпечують стабільну якість. Вони особливо актуальні в умовах жорсткої конкуренції та високих вимог споживачів до якості продукції. Проте такі системи потребують значних початкових інвестицій та регулярної технічної підтримки. Це може стати перешкодою для малих підприємств, які не мають достатніх ресурсів для впровадження новітніх технологій. Крім того, їх складність часто вимагає додаткового навчання персоналу та адаптації виробничих процесів до нових стандартів автоматизації.

1.4. Мета та задачі дослідження

Проведений аналіз сучасних проблем та рішень щодо сортування плодів овочевих культур на прикладі огірків засвідчив актуальність впровадження інтелектуальних систем автоматизації в агропромисловому секторі. Розвиток технологій штучного інтелекту, зокрема глибинного навчання та комп'ютерного зору, відкриває нові можливості для підвищення ефективності виробництва, покращення якості продукції та зниження витрат. Однак існують певні виклики, пов'язані з високими початковими інвестиціями, складністю обслуговування та необхідністю кваліфікованого персоналу.

Метою роботи є підвищення продуктивності, надійності та ритмічності технологічного процесу сортування плодів овочевих культур шляхом розробки інтелектуальної системи автоматизованого сортування.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі **задачі**:

1. Провести аналіз сучасних підходів до автоматизації сортування плодів овочевих культур із використанням методів штучного інтелекту, акцентуючи увагу на технологіях комп'ютерного зору та глибинного навчання.
2. Розробити структурну схему інтелектуальної системи автоматизованого сортування плодів овочевих культур, яка враховує всі необхідні апаратні й програмні компоненти.

3. Формалізувати вхідні сигнали та сформувати базу даних для навчання інтелектуальних моделей автоматизованого сортування плодів овочевих культур

4. Розробити штучну нейронну мережу для автоматизованого сортування плодів овочевих культур, як інтелектуальну модель автоматизованого сортування плодів овочевих культур.

5. Навчити та експериментально дослідити штучну нейронну мережу, як інтелектуальну модель автоматизованого сортування плодів овочевих культур.

6. Оптимізувати та інтегрувати запропоновану модель штучної нейронної мережі як інтелектуальну модель в систему автоматизованого сортування плодів овочевих культур для класифікації в інтерфейсі системи.

7. Розробити стартап-проект інтелектуальної системи автоматизованого сортування плодів овочевих культур.

2. СТРУКТУРНА СХЕМА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ АВТОМАТИЗОВАНОГО СОРТУВАННЯ ПЛОДІВ ОВОЧЕВИХ КУЛЬТУР

2.1. Структурна схема інтелектуальної системи автоматизованого сортування плодів овочевих культур

У сучасному агропромисловому комплексі автоматизація процесів сортування плодоовочевої продукції є критично важливою для підвищення ефективності виробництва та забезпечення високої якості продукції. Розроблена інтелектуальна система автоматизованого сортування плодів овочевих культур (ІСАСПОВК) спрямована на вирішення цих завдань шляхом впровадження передових технологій штучного інтелекту та комп'ютерного зору. Як зазначено в літературних джерелах [65], структура будь-якої системи, включаючи запропоновану ІСАСПОВК, може бути попередньо сформована. Система забезпечує точне та швидке сортування плодів, зменшуючи вплив людського фактора та підвищуючи продуктивність виробництва.

надається за звернення до авторів

Рис. 2.1. Організаційна структурна схема інтелектуальної системи автоматизованого сортування плодів овочевих культур

Структурна схема пропонованої ІСАСПОВК представлена на рис. 2.1. Вона відображає взаємодію всіх компонентів системи та інформаційні потоки між ними, забезпечуючи комплексний підхід до сортування плодів овочевих культур.

Основні складові системи (рис. 2.1):

1. Об'єкт керування (ОК): технологічний процес сортування плодів овочевих культур (на прикладі огірків). Плоди, які підлягають сортуванню, є основним матеріальним потоком у пропонованій системі.

2. Конвеєрна лінія (КЛ): механізм, що забезпечує переміщення плодів для подальшого їх аналізу та сортування. КЛ обладнана датчиками та камерами для моніторингу процесу руху плодів та деяких показників.
3. Модуль датчиків та камер (МДК) (рис. 2.2):
 - 3.1. Датчики присутності (ДП): виявляють наявність плоду на конвеєрі та сигналізують про це системі, забезпечуючи синхронізацію процесів аналізу та сортування.
 - 3.2. Камера високої роздільної здатності (КВРЗ): забезпечує отримання якісних зображень плодів для аналізу, фіксує деталі поверхні та форми плоду.
 - 3.3. Спектральний аналізатор (СА): проводить аналіз хімічного складу плодів для виявлення внутрішніх дефектів та оцінки якості.
4. Інтелектуальний блок (ІБ):
 - 4.1. Попередня обробка зображень (ПОЗ): здійснює фільтрацію, нормалізацію та аугментацію зображень для підготовки до аналізу, що підвищує точність класифікації.
 - 4.2. Штучна нейронна мережа (ШНМ): аналізує оброблені зображення та спектральні дані, класифікуючи плоди за якістю та іншими критеріями.
5. Система керування (СК):
 - 5.1. Контролер (К): приймає рішення на основі даних від ІБ та керує виконавчими механізмами, забезпечуючи координацію всіх процесів у системі.
 - 5.2. Інтерфейс оператора (ІО): дозволяє оператору контролювати та налаштовувати систему, відслідковувати процес сортування, отримувати статистичні дані та вчасно реагувати на відхилення.
6. Виконавчі механізми (ВМ):
 - 6.1. Механізм скидування (МС): перенаправляє плоди у відповідні контейнери або на подальшу обробку залежно від результатів аналізу, забезпечуючи точне сортування.

6.2.Привід конвеєру (ПК): регулює швидкість руху конвеєрної стрічки для оптимізації процесу сортування та адаптації до різних обсягів продукції.

7. Система керування освітленням (СКО) (рис. 2.2)::

7.1.Джерела світла: спеціалізовані світлодіодні лампи з регульованою інтенсивністю та спектральним складом, які мінімізують вплив зовнішніх джерел освітлення.

7.2.Сенсори освітленості: контролюють рівень освітлення та передають інформацію до центрального контролера.

8. Збурюючі фактори (ЗФ): датчики, що контролюють параметри навколишнього середовища (температура, вологість, освітлення), які можуть впливати на якість роботи системи та стан продукції.

На рис. 2.2. представлено загальний вигляд запропонованої інтелектуальної системи автоматизованого сортування плодів овочевих культур. Система складається з декількох ключових модулів, інтегрованих для забезпечення ефективного та точного сортування продукції.

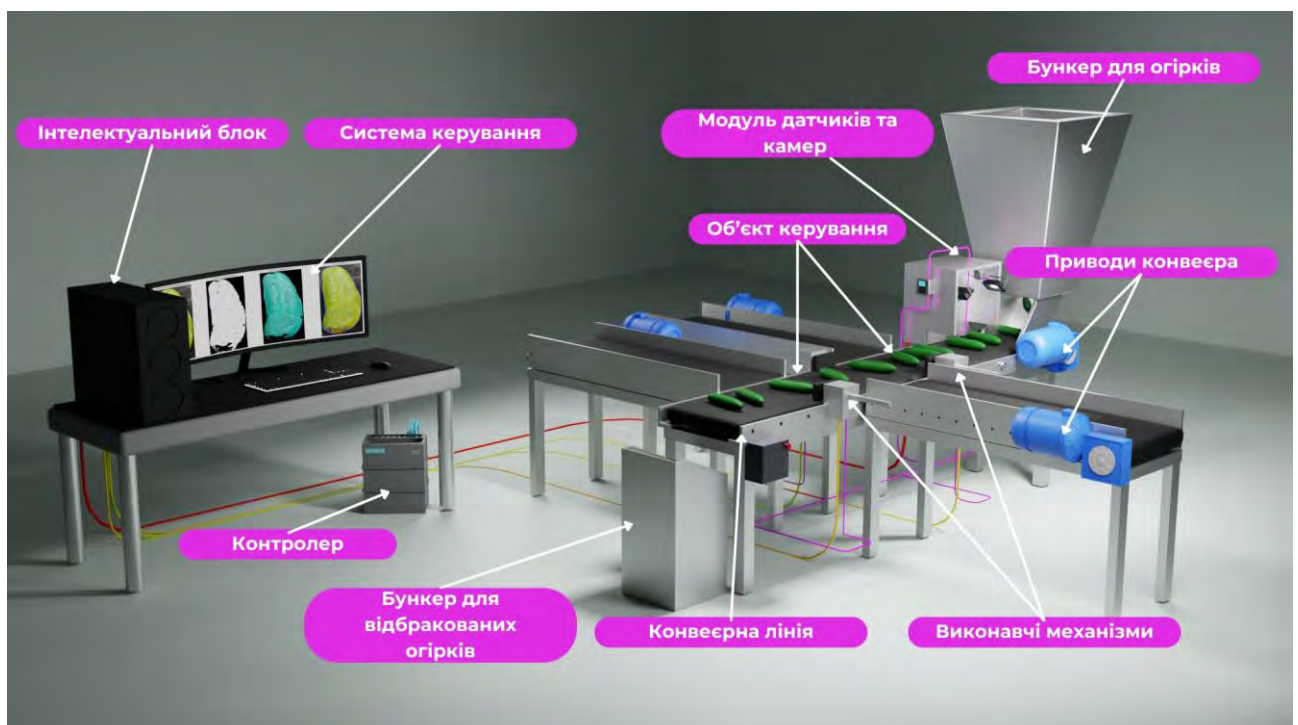


Рис. 2.2. Приклад зовнішнього вигляду пропонованої інтелектуальної системи автоматизованого сортування плодів овочевих культур

Конвеєрна стрічка транспортує плоди через систему, де відбувається їх сканування та аналіз. Камери високої роздільної здатності розташовані над стрічкою, забезпечуючи отримання якісних зображень для подальшого аналізу. Спектральний аналізатор інтегрований для визначення хімічного складу плодів, що дозволяє виявляти внутрішні дефекти або залишки хімічних речовин (рис. 2.3).

Інтелектуальний блок системи включає обчислювальну платформу для попередньої обробки зображень і використання штучної нейронної мережі для класифікації плодів. Результати аналізу передаються до контролера, який керує виконавчими механізмами, такими як сортувальні клапани або приводи для перенаправлення продукції у відповідні контейнери.

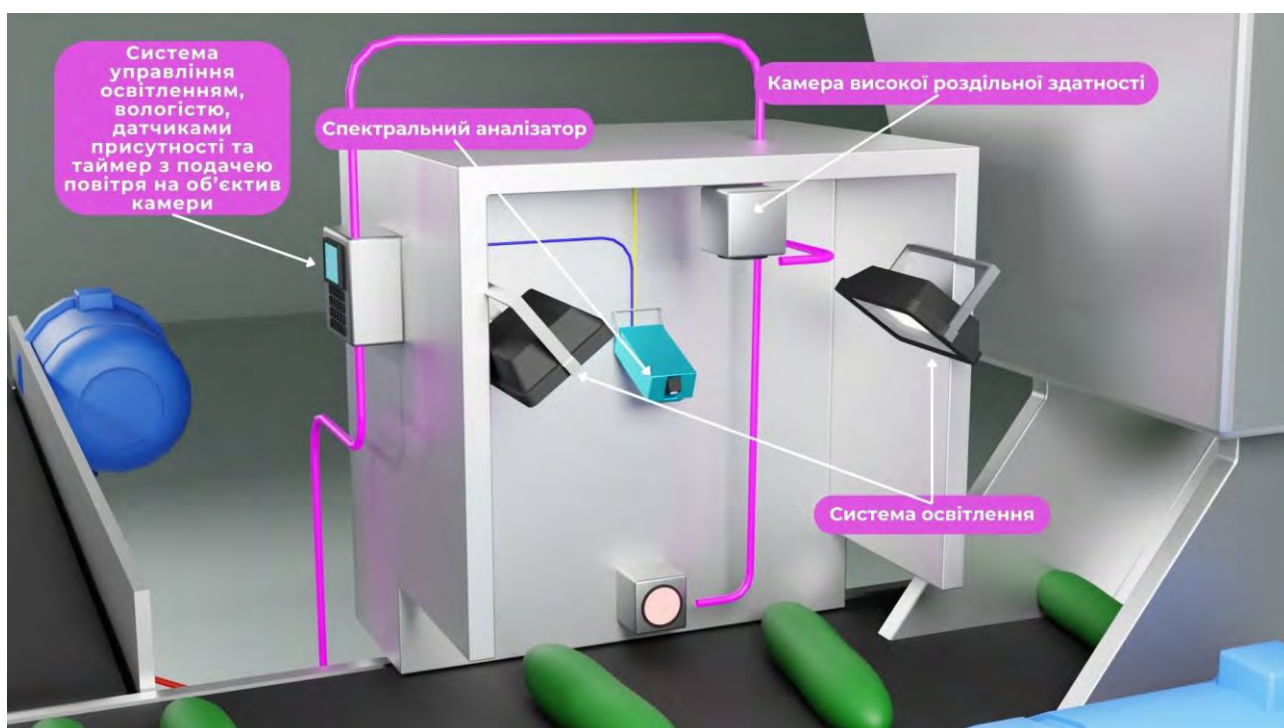


Рис. 2.3. Приклад зовнішнього зображення пропонованого інтелектуального блоку системи автоматизованого сортування плодів овочевих культур

Система також оснащена інтерфейсом оператора, який дозволяє моніторити процес у реальному часі, переглядати результати аналізу та налаштовувати параметри роботи системи. Додаткові компоненти, такі як система керування освітленням і датчики зовнішніх умов, забезпечують стабільну роботу в різних виробничих середовищах.

Ця система забезпечує повну автоматизацію процесу сортування, підвищує продуктивність і гарантує високу якість кінцевої продукції.

2.2. Опис взаємодії компонентів системи

Процес сортування розпочинається з того, що плоди овочевих культур завантажуються на конвеєрну стрічку (КЛ), яка транспортує їх через систему. Датчики присутності (ДП) виявляють наявність кожного плоду та передають сигнал до інтелектуального блоку (ІБ), активуючи процес аналізу (табл. 2.1). Це забезпечує синхронізацію роботи системи та дозволяє уникнути пропусків або накладок у обробці даних.

Таблиця 2.1

Функції компонентів системи

Компонент	Основна функція
Камера високої роздільної здатності	Отримання зображень для аналізу
Датчики присутності	Синхронізація процесу сортування
Інтелектуальний блок	Обробка даних і класифікація плодів
Механізм сортування	Перенаправлення плодів у відповідні бункери
Привід конвеєра	Регулювання швидкості переміщення плодів

Камера високої роздільної здатності (КВРЗ), наприклад Basler Ace 2 PRO [66] (рис.2.4), здійснює зйомку плодів з різних ракурсів, забезпечуючи отримання високоякісних зображень для детального аналізу. Це дозволяє виявити навіть незначні дефекти на поверхні плоду. Спектральний аналізатор (СА), наприклад Ocean Insight NIRQuest+ [67] (рис.2.5), одночасно проводить спектральний аналіз хімічного складу плодів, дозволяючи виявити внутрішні дефекти або відхилення від стандартів якості, такі як підвищений вміст нітратів або недостатня зрілість.



Рис. 2.4. Камера високої роздільної здатності Basler Ace 2 PRO [66]

Отримані дані надходять до підсистеми попередньої обробки зображень (ПОЗ) в ІБ, де зображення проходять процедури фільтрації шумів, нормалізації яскравості та контрасту, а також аугментації для покращення якості та підготовки до аналізу. Це важливо для забезпечення стабільної роботи системи в умовах змінного освітлення та інших збурюючих факторів. Спектральні дані калібруються та перетворюються у формат, придатний для обробки ШНМ.



Рис. 2.5. Спектральний аналізатор Ocean Insight NIRQuest+ [67]

Штучна нейронна мережа (ШНМ) аналізує оброблені зображення та спектральні дані, визначаючи наявність дефектів, оцінюючи якість та класифікуючи плоди за заданими категоріями, такими як сорт, ступінь зрілості та наявність пошкоджень. Вона здатна виявляти складні патерни та кореляції в даних, що недоступні для традиційних алгоритмів.

Результати аналізу передаються до контролера (К) у системі керування (СК), який на основі отриманої інформації приймає рішення щодо подальшої обробки кожного плоду. Контролер керує виконавчими механізмами (ВМ), зокрема механізмом сортування (МС), який перенаправляє плоди у відповідні бункери або на відповідні конвеєри залежно від їх класифікації. Привід конвеєру (ПК) може регулювати швидкість руху стрічки, оптимізуючи процес сортування залежно від потоку продукції та результатів аналізу.

Інтерфейс оператора (ІО) надає можливість оператору контролювати систему, налаштовувати параметри сортування, отримувати інформацію про поточний стан процесу та вчасно реагувати на можливі відхилення або помилки. Це підвищує зручність використання системи та дозволяє швидко адаптувати її до змін у виробничому процесі.

2.3. Опис матеріальних та інформаційних потоків технологічного процесу сортування плодів овочевих культур та рух інформаційних потоків у системі

Матеріальні та інформаційні потоки становлять основу ефективної роботи інтелектуальної системи автоматизованого сортування овочевих культур. Взаємодія між фізичними процесами сортування та інтелектуальними алгоритмами аналізу даних забезпечує високу точність і продуктивність у роботі системи. Процес починається з моменту завантаження огірків на конвеєрну стрічку. На цьому етапі важливо забезпечити рівномірний розподіл плодів, що запобігає їх накладкам і дозволяє уникнути помилок під час подальшого аналізу. Для досягнення цієї мети використовуються спеціальні жолоби, які фіксують плоди в стабільному положенні. Камери високої роздільної здатності, наприклад Basler Ace 2 PRO [66] (рис. 2.4), проводять багатокутову зйомку, що дозволяє отримати максимально точне уявлення про форму, колір та можливі дефекти плодів [68].

Спектрометр, розташований над конвеєром, виконує функцію аналізу хімічного складу огірків для виявлення залишків пестицидів та добрив, які могли бути використані під час їхнього вирощування. Його вибір припав на Ocean Insight NIRQuest+, оскільки цей пристрій ідеально відповідає вимогам до точності, швидкості та надійності. Він працює в діапазоні 900–2500 нм, що є оптимальним для ідентифікації різних шкідливих речовин, наприклад, таких як нітрат натрію (NaNO_3) та нітрат калію (KNO_3). Ці та інші сполуки можуть бути небажаними через можливий негативний вплив на здоров'я людини, хоча нітрат натрію та нітрат калію широко використовуються як добрива. Наприклад, нітрат натрію (NaNO_3), що є джерелом азоту для рослин, або нітрат калію (KNO_3), який постачає рослини калієм та азотом, можуть залишатися на поверхні або всередині плодів.

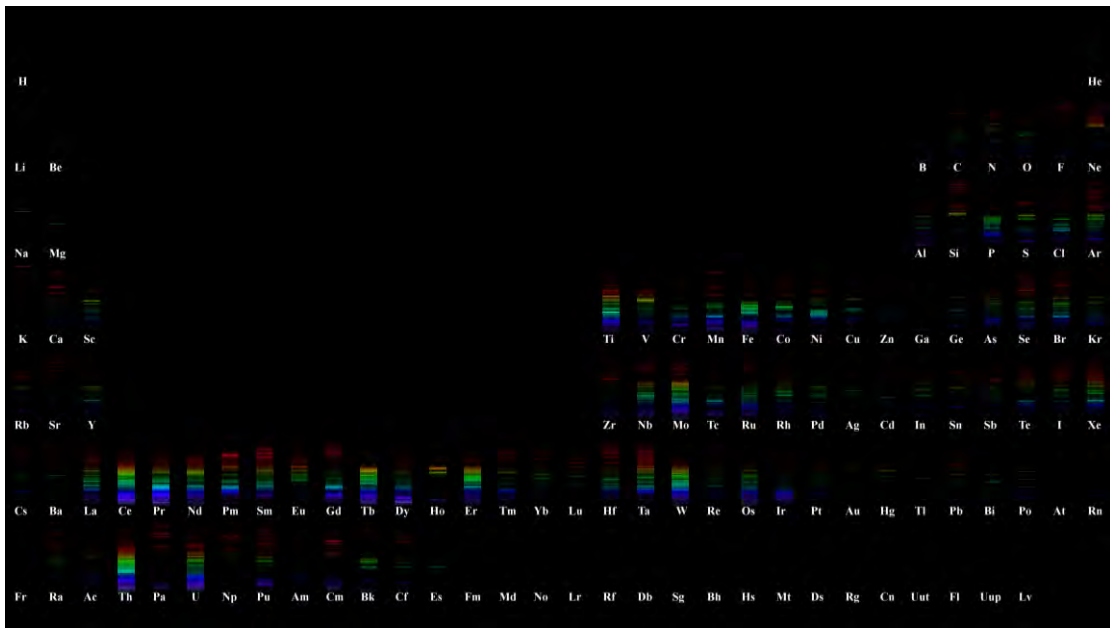


Рис. 2.6. Спектр випромінювання різних хімічних елементів [69]

Спектрометр реєструє випромінювання хімічних елементів та сполук в інфрачервоному та ультрафіолетовому діапазоні. Плоди огірків в залежності від їх хімічного складу формують відповідний спектр випромінювання різної інтенсивності, наприклад, на рис. 2.6. Отримані оцифровані сигнали сприймаються та аналізуються ШНМ за 0,3 секунди для кожного плоду. Це дозволяє ІСАСПОК працювати в режимі реального часу, рух плодів здійснюється по конвеєру ритмічно і без затримок.

Надійність Ocean Insight NIRQuest+ забезпечується стійкістю до пилу, вологості та температурних коливань, що робить його придатним для використання в умовах агропромислового виробництва. Його універсальність дозволяє не лише аналізувати огірки, але й налаштувати спектрометр для роботи з іншими типами продукції, що розширює функціональні можливості системи [67].

Дані з камер і спектрометра об'єднуються в інформаційний потік, який надходить до підсистеми аналізу. Штучна нейронна мережа використовує ці дані для визначення фізичних характеристик плодів, включаючи форму, розмір, текстуру та колір, а також хімічних параметрів, таких як вміст нітратів і залишків

пестицидів. Спектрометричний аналіз доповнює результати візуального обстеження, забезпечуючи повний контроль якості.

Після обробки отримані дані аналізуються за допомогою розробленої ШНМ інтелектуальної системи сортування плодів овочевих культур, яка приймає рішення щодо подальшого сортування плодів. Наприклад, плоди з перевищеним рівнем хімічних речовин можуть бути перенаправлені до окремого бункера для подальшої утилізації, тоді як інші плоди сортуються за розміром, формою або ступенем зрілості. Цей процес забезпечує високу точність і ефективність сортування, враховуючи як зовнішні, так і внутрішні характеристики плодів.

Інформаційні потоки системи також пов'язані з функціональністю для оператора, який через інтерфейс може в реальному часі спостерігати за результатами сортування, включаючи візуалізацію спектральних характеристик. Це дозволяє оперативно коригувати параметри роботи системи, тобто вибирати різні швидкості руху конвеєра із множини технічно можливих або вибирати алгоритми класифікації в залежності від плоду.

2.4. Врахування збурюючих факторів

Збурюючі фактори, такі як температура, вологість, освітлення та інші параметри навколишнього середовища, значно впливають на роботу системи та точність аналізу (рис. 2.7). Врахування цих факторів є критично важливим для забезпечення стабільності й надійності функціонування інтелектуальної системи автоматизованого сортування плодів овочевих культур (ІСАСПОВК). Для цього передбачено ряд заходів, які дозволяють ефективно враховувати та компенсувати вплив зовнішніх умов на роботу системи [70].



Рис. 2.7. Врахування впливу збурюючих факторів

Освітлення відіграє ключову роль у забезпеченні якісного аналізу. Для уникнення впливу змін природного світла, таких як тіні або надмірна яскравість, система використовує штучні джерела освітлення із контрольованим спектральним складом [71]. Світлодіодні панелі з регульованою інтенсивністю забезпечують рівномірне підсвічування конвеєрної стрічки, мінімізуючи можливість утворення відблисків. Крім того, встановлюються спеціальні світлові фільтри для зменшення впливу зовнішнього освітлення.

Температура та вологість впливають як на роботу електронних компонентів системи, так і на самі плоди. Підвищена температура може викликати перегрів камер та процесорів, що впливає на їхню продуктивність. Для цього в систему інтегровані датчики моніторингу температури, які контролюють стан обладнання та сигналізують про необхідність корекції. Для уникнення конденсації на оптиці

камер за підвищеної вологості використовуються герметичні корпуси камер із системами термостабілізації, що запобігають утворенню пари на об'єктивах [72].

Забруднення, зокрема пил, може накопичуватися на оптиці камер або сенсорах, знижуючи якість зображень і точність аналізу. Крім того, камери можуть бути оснащені захисними кожухами, які зменшують вплив забруднень (рис. 2.3).

Модуль комп'ютерного зору є одним із ключових компонентів ІСАСПОВК, який забезпечує отримання, обробку та підготовку зображень плодів для подальшого аналізу штучною нейронною мережею. Цей модуль виконує надзвичайно важливу функцію - ідентифікацію, класифікацію та виявлення дефектів, використовуючи сучасні технології обробки зображень і машинного навчання.

Ключовим елементом модуля є камери високої роздільної здатності, які відповідають за отримання якісних і деталізованих зображень плодів. Для цього рекомендовано використовувати промислові камери, такі як Basler Ace 2 PRO, які забезпечують необхідну точність і стабільність у реальних умовах виробництва. Камера має роздільну здатність 5–12 Мп, що дозволяє детально аналізувати поверхню плодів, а також підтримує інтерфейси GigE Vision [73] для швидкої передачі даних. Завдяки вбудованій підтримці функцій автоматичного фокусування, налаштування експозиції та регульованої діафрагми, камери можуть адаптуватися до змін у освітленні або різних положень плодів на конвеєрі [73].

Принцип роботи камери полягає в синхронізації захоплення зображень із рухом конвеєра. Використовуючи зовнішній тригер, камера захоплює кадри в потрібний момент, а потім передає дані на обчислювальний блок через високошвидкісний інтерфейс EtherCAT [74]. Це забезпечує отримання чітких і якісних зображень навіть при високій швидкості руху конвеєра.

Модуль комп'ютерного зору інтегрований із системою освітлення, що дозволяє забезпечити рівномірне підсвічування. Використовуються LED-панелі

з антибліковим покриттям, які запобігають появі тіней або відблисків, що можуть спотворити результати аналізу.

Обчислювальний блок відповідає за попередню обробку зображень. Це включає фільтрацію шумів, нормалізацію зображень та виконання аугментації даних, таких як масштабування, повороти та корекція кольорів. Усі ці операції дозволяють підготувати зображення для аналізу за допомогою штучної нейронної мережі. Блок побудований на базі графічних процесорів (GPU), які забезпечують високу продуктивність і здатність працювати з великим обсягом даних у реальному часі [75].

Для виділення ключових органолептичних показників плодів використовуються алгоритми сегментації та аналізу зображень, реалізовані за допомогою бібліотеки OpenCV.

Це дозволяє:

1. Відокремити плоди від фону.
2. Визначити форму, текстуру, колір і розмір плодів.
3. Виявити дефекти, такі як тріщини, подряпини або зміна кольору.

Модуль комп'ютерного зору також враховує збурюючі фактори, такі як зміни освітлення, температура чи вологість, отримуючи дані від відповідних датчиків (рис. 2.3). Ця інформація використовується для корекції параметрів обробки зображень, що дозволяє системі адаптуватися до умов навколишнього середовища. Наприклад, при зниженому рівні освітлення автоматично регулюється яскравість або експозиція камери, а при підвищеній вологості застосовуються алгоритми, що компенсують можливі спотворення на поверхні плодів.

Після завершення обробки зображень вони передаються до штучної нейронної мережі для аналізу та класифікації. Це дозволяє визначити, до якої категорії належить плід, та прийняти рішення щодо його подальшого сортування.

Взаємодія з контролером забезпечує синхронізацію всіх процесів у системі, зокрема, передачу команд на механізми сортування для направлення плодів у

відповідні контейнери. Завдяки цьому модуль комп'ютерного зору не лише виконує функцію аналізу, але й є основою для прийняття рішень у системі.

2.5. Інтелектуальні моделі автоматизованого сортування плодів овочевих культур

Інтелектуальні моделі є основою функціонування системи автоматизованого сортування плодів овочевих культур, забезпечуючи точність, швидкість та адаптивність роботи. Основним елементом цієї системи є штучна нейронна мережа (ШНМ), яка аналізує оброблені зображення плодів, виявляє дефекти, визначає якість та класифікує плоди за різними параметрами.

Для створення системи було розглянуто декілька популярних базових моделей нейронних мереж, які широко застосовуються у сфері комп'ютерного зору. Серед них:

1. MobileNetV2 [28], розроблена компанією Google. Вона є оптимальним рішенням для пристроїв із обмеженими обчислювальними ресурсами (рис. 2.8). Завдяки своїй архітектурі з інверсними залишковими блоками та глибинно-сепарабельними згортками, ця модель забезпечує низьке споживання обчислювальних ресурсів ПК при високій точності аналізу, що робить її ефективною для задач класифікації в реальному часі. Завдяки простоті інтеграції та можливості використання методів трансферного навчання, MobileNetV2 [28] дозволяє швидко адаптувати модель до специфічних задач сортування, включаючи класифікацію плодів за формою, розміром, кольором і виявлення дефектів.

2. ResNet50 [55], створена дослідниками компанії Microsoft. Вона, за твердженням розробників, є однією з найточніших моделей для класифікації зображень завдяки тому, що має залишкову архітектуру, яка дозволяє обробляти великі об'єми даних без втрати точності. Проте, велика розмірність вхідного шару робить її порівняно ресурсоємною (рис. 2.8). Це передбачає

використання ПК з високими обчислювальними потужностями. Вказане обмежує галузі застосовування ResNet50.

3. EfficientNet-B0 [76], розроблена компанією Google. Вона забезпечує високу продуктивність і є менш вимогливою до апаратних ресурсів ПК порівняно з ResNet50.

ОСНОВНІ ХАРАКТЕРИСТИКИ МОДЕЛЕЙ			
МОДЕЛЬ	ПАРАМЕТРИ	ТОЧНІСТЬ (%)	ОБЧИСЛЮВАЛЬНА СКЛАДНІСТЬ
MobileNetV2	~2.2M	94.7	Низька
ResNet50	~25.6M	96.3	Середня
EfficientNet-B0	~5.3M	95.4	Низька

Рис. 2.8. Основні характеристики моделей [77]

На підставі вказаного синтезовано власну ШНМ автоматизованої класифікації за архітектурою MobileNetV2.

Для підвищення ефективності навчання нейронної мережі було використано великий набір даних, що містив 1000 прикладів (див. пункт 5.1, рис 5.1. даної роботи), який включав зображення плодів з різними характеристиками та дефектами.

ШНМ і спектральний аналізатор працюють у тісній взаємодії, утворюючи комплексну систему для оцінки якості плодів. Результати їхньої роботи комбінуються, що забезпечує більш точні рішення щодо сортування. Наприклад,

плоди з виявленими дефектами або з перевищенням рівня пестицидів можуть бути автоматично вилучені з потоку в додатковий бункер на додаткову перевірку.

2.6. Висновки по розділу

1. Проведено аналіз сучасних технологій автоматизації процесів сортування плодоовочевої продукції, що дозволило виділити ключові компоненти та методи для побудови ефективної системи. Основна увага була приділена застосуванню штучного інтелекту, комп'ютерного зору та спектрального аналізу для підвищення точності та швидкості роботи.

2. Розроблено структурну схему інтелектуальної системи автоматизованого сортування плодів овочевих культур, яка інтегрує взаємодію між фізичними процесами, сенсорами, інтелектуальними алгоритмами та виконавчими механізмами. Схема враховує всі інформаційні та матеріальні потоки, що забезпечує комплексний підхід до автоматизації.

3. Для реалізації системи автоматизованого сортування було обрано два ключові апаратні компоненти. Камера Basler Ace 2 PRO забезпечує високоякісне отримання зображень, що дозволяє детально аналізувати фізичні характеристики плодів, такі як форма, колір і текстура, навіть в умовах змінного освітлення. Спектрометр Ocean Insight NIRQuest+ виконує спектральний аналіз із високою точністю, дозволяючи виявляти залишки пестицидів, визначати вміст нітратів та інші хімічні параметри плодів, що робить його оптимальним для промислових умов.

4. Обрано базову модель ШНМ MobileNetV2 як основу для власної ШНМ автоматизованої класифікації плодів.

3. ФОРМАЛІЗАЦІЯ ВХІДНИХ СИГНАЛІВ ТА ФОРМУВАННЯ БАЗИ ДАНИХ ДЛЯ НАВЧАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ МОДЕЛЕЙ АВТОМАТИЗОВАНОГО СОРТУВАННЯ ПЛОДІВ ОВОЧЕВИХ КУЛЬТУР

3.1. Вхідні дані та підготовка навчальної вибірки для автоматизованого сортування овочів

У сучасному агропромисловому комплексі автоматизація процесів сортування та контролю якості плодоовочевої продукції стає все більш актуальною. Зростання масштабів виробництва та підвищення вимог споживачів до якості продукції вимагають впровадження інноваційних технологій, які можуть забезпечити ефективне та надійне сортування великого обсягу плодів з мінімальним людським втручанням. Розробка інтелектуальних систем автоматизованого сортування плодів овочевих культур (ІСАСПОК) вимагає використання передових технологій машинного навчання та комп'ютерного зору, що дозволяють аналізувати великі обсяги даних у реальному часі.

Ключовим етапом створення такої системи є формалізація вхідних сигналів та формування навчальної бази даних для ефективного навчання інтелектуальних моделей. Вхідні дані для ІСАСПОК повинні відображати всі аспекти, які можуть впливати на якість плодів, включаючи фізичні, органолептичні та хімічні властивості. Це забезпечує можливість точного та комплексного аналізу, який враховує не лише зовнішній вигляд плодів, але й їх внутрішні характеристики (рис. 3.1) [71].



Рис. 3.1 Етапи підготовки навчальної вибірки

Вхідні дані (рис. 3.1) для ІСАСПОК включають зображення плодів, отримані за допомогою камер високої роздільної здатності, а також дані від різних сенсорів, таких як спектральні аналізатори та вагові датчики. Зображення надають інформацію про зовнішні характеристики плодів, такі як колір, форма та текстура, тоді як сенсори дозволяють отримати дані про внутрішні властивості, наприклад, вміст нітратів або рівень вологості.

Особливу увагу потрібно приділити забезпеченню різноманітності даних, щоб модель могла навчитися розпізнавати плоди в різних умовах та з різними особливостями (рис. 3.2). Це включає варіації освітлення, положення плодів, різні фони та інші фактори, які можуть впливати на якість зображень та даних.

Фактори, що враховуються при зборі даних

ФАКТОР	ВАРІАЦІЇ
ОСВІТЛЕННЯ	Природне (денне світло), штучне (дифузне LED-освітлення 1000–1500 люкс), змішане (поєднання природного та штучного освітлення).
ПОЛОЖЕННЯ ПЛОДІВ	Різні кути нахилу: 0°–30° (по трьох осях – X, Y, Z); орієнтація – горизонтальна, вертикальна; відстань до камер – 15–30 см.
ФОНИ	Нейтральний (матовий, чорний, сірий); текстурований (з малюнком); однотонний (конвеєрна стрічка з гумовим або поліуретановим покриттям).
СОРТИ ОГІРКІВ	Різні сорти з характерними особливостями форми (гладка або вигнута), розміру, поверхні та кольору.
СТУПІНЬ ЗРІЛОСТІ	Незрілий, зрілий, перезрілий; оцінка за кольором, текстурою поверхні та щільністю.
ВОЛОГІСТЬ	Плоди сухі або з конденсатом (вплив вологи на зображення та спектральні дані).
ДЕФЕКТИ ПЛОДІВ	Наявність плям, тріщин, механічних пошкоджень, змін кольору або текстури.

Рис. 3.2. Фактори, що враховуються при зборі даних

У даній роботі конвеєрна лінія складається не лише з камер високої роздільної здатності та спектрометрів, а й містить датчики температури, вологості та освітленості. Ці датчики дозволяють контролювати умови навколишнього середовища, які можуть впливати на якість плодів та точність роботи системи сортування. Для інтеграції всіх датчиків та забезпечення обробки сигналів використовується програмований логічний контролер (ПЛК) із вбудованим аналогово-цифровим перетворювачем (АЦП).

Для реалізації системи обрано контролер Siemens SIMATIC S7-1200, модель CPU 1212C AC/DC/RLY [78]. Цей контролер вибрано з огляду на кілька причин. По-перше, він має достатню кількість як аналогових, так і цифрових входів та виходів для підключення необхідних датчиків та виконавчих механізмів. Зокрема, він оснащений двома вбудованими аналоговими входами, які підтримують діапазон 0–10 В або 0–20 мА, що дозволяє підключати аналогові датчики. Крім того, контролер має вісім цифрових входів та шість цифрових виходів для підключення дискретних сигналів та керування виконавчими пристроями [78].

Контролер живиться від мережі змінного струму 230 В АС, а вбудований блок живлення забезпечує 24 В DC для датчиків та виконавчих механізмів. Інтегрований АЦП дозволяє перетворювати аналогові сигнали від датчиків у цифрові значення для подальшої обробки. Також контролер підтримує протоколи зв'язку EtherCAT [74], що дозволяє інтегрувати його у мережу підприємства та забезпечити обмін даними з іншими системами.

Датчик температури, такий як термісторний датчик з аналоговим виходом 0–10 В (наприклад, модель LM35DZ [79]), підключається до одного з аналогових входів контролера. Датчик вологості повітря з аналоговим виходом 4–20 мА (наприклад, SHT20 з відповідним перетворювачем сигналу [80]) підключається до іншого аналогового входу після перетворення сигналу струму у напругу 0–10 В за допомогою шунта. Датчик освітленості, такий як фотодіод або

фототранзистор з аналоговим виходом 0–10 В (наприклад, TSL2561 [81]), також підключається до аналогового входу.

Аналогові входи приймають сигнали в діапазоні 0–10 В, причому роздільна здатність АЦП складає 10 біт, що дозволяє розділити діапазон на 1024 рівні (від 0 до 1023). Цифрові входи приймають сигнали 24 В DC для логічного "1" та 0 В для логічного "0". Цифрові виходи представлені релейними контактами, які можуть комутувати навантаження до 2 А при 24 В DC або 230 В AC [78].

Аналогові сигнали від датчиків температури, вологості та освітленості надходять на відповідні аналогові входи контролера. АЦП контролера перетворює аналогові сигнали у цифрові значення. Наприклад, для датчика температури при напрузі 5 В (3.1) на вході (що може відповідати 50 °С), цифрове значення буде обчислено за формулою:

$$\frac{5\text{В}}{10\text{В}} \cdot 1023 = 512 \text{ рівнів.} \quad (3.1)$$

Ці цифрові дані використовуються в програмі контролера для подальшої обробки та прийняття рішень. Наприклад, коли контролер зчитує наступні значення від датчиків: температура - 25 °С (цифрове значення 256), вологість - 60 % RH (цифрове значення 614), освітленість - 800 лк (цифрове значення 819). Ці значення можуть бути перетворені у бінарний код для передачі або обробки. Для температури з цифровим значенням 256 рівень це буде 000100000000; для вологості з цифровим значенням 614 рівень - 001001100110; для освітленості з цифровим значенням 819 рівень - 001100110011. Об'єднавши ці значення, отримуємо 36-бітний код: 000100000000 001001100110 001100110011.

Цифрове значення 256 для температури відповідає 25 % від максимального значення 1023, що співвідноситься з 25 °С при діапазоні 0-100 °С. Цифрове значення 614 для вологості відповідає приблизно 60 % від 1023, що відповідає 60 % відносної вологості. Цифрове значення 819 для освітленості відповідає 80 % від 1023, що може відповідати 800 люксів при максимальному діапазоні 1000 люксів.

3.2. Векторний опис вхідних сигналів

Формалізація вхідних сигналів є критичним кроком у розробці інтелектуальних моделей для автоматизованого сортування плодів. Вона полягає в перетворенні різноманітних характеристик плодів у числові вектори ознак, які можуть бути опрацьовані алгоритмами машинного навчання. Це дозволяє моделі аналізувати складні дані та виявляти закономірності, які можуть бути недоступними для традиційних методів аналізу [71].

Векторний опис вхідних сигналів складається з кількох груп ознак, які відображають різні аспекти плодів:

- Фізичні параметри: розмір, форма, маса, кривизна, деформації та інші геометричні характеристики.
- Органолептичні параметри: колір, однорідність кольору, текстура поверхні, блиск, симетрія та інші характеристики, що впливають на зовнішній вигляд плоду.
- Хімічні параметри: вміст нітратів, рівень вологості, спектральні характеристики та інші внутрішні властивості, що впливають на якість та безпеку продукції.

Кожен з цих параметрів може бути кількісно оцінений та представлений у вигляді числових значень, які формують вектор ознак для кожного зразка.

3.2.1. Векторний опис фізичних та органолептичних параметрів огірків

Органолептичні параметри відображають властивості плодів, які сприймаються органами чуття людини, такі як зір, смак, нюх та дотик. Вони є критичними для сприйняття якості продукції споживачами та можуть значно

впливати на їх рішення про покупку [82]. До основних фізичних та органолептичних параметрів відносяться:

1. Довжина плоду (X1)

Вимірюється вздовж основної осі плоду. Даний параметр є ключовим для класифікації за розміром та може впливати на вибір упаковки та подальшого транспортування. Припустимо, що довжина огірків може змінюватися від 1 см до 25 см з кроком 1 см, їх можна інтерпретувати як 25 бінарних сигналів: $x_1^1, x_1^2, \dots, x_1^{25}$. Наприклад, якщо огірок має довжину 12 см, то сигнали від x_1^1 до x_1^{12} встановлюються в логічну одиницю (1), а сигнали від x_1^{13} до x_1^{25} встановлюються в логічний нуль (0) [83]. Вхідний вектор X1, що характеризує довжину плоду, зокрема огірка, матиме вигляд $X1 = \{x_1^1, x_1^2, x_1^3, x_1^4, x_1^5, x_1^6, x_1^7, x_1^8, x_1^9, x_1^{10}, x_1^{11}, x_1^{12}, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0\}$.

2. Діаметр плоду (X2)

Вимірюється у найширшому місці поперечного перерізу. Разом з довжиною, діаметр визначає форму та пропорції плоду, що впливає на його товарний вигляд. Припустимо, що діаметр змінюється від 1 см до 5 см з кроком 0.5 см, отримуємо 9 можливих значень (1.0 см, 1.5 см, ..., 5.0 см), то їх можна інтерпретувати як 9 бінарних сигналів: $x_2^1, x_2^2, \dots, x_2^9$. Наприклад, якщо огірок має діаметр 2.5 см, то сигнали від x_2^1 до x_2^4 встановлюються в логічну одиницю (1), а сигнали від x_2^5 до x_2^9 встановлюються в логічний нуль (0). Вхідний вектор X2, що характеризує довжину плоду, зокрема огірка, матиме вигляд $X2 = \{x_2^1, x_2^2, x_2^3, x_2^4, 0, 0, 0, 0, 0\}$.

3. Маса плоду (X3)

Вимірюється за допомогою вагових датчиків з високою точністю. Маса є важливим економічним показником та може корелювати з іншими параметрами, такими як щільність та вологість. Маса огірка вимірюється ваговим чеквеєром. припустимо, що маса може бути від 40 г до 200 г з кроком 10 г (тобто 40 г, 50 г, ..., 200 г), інтерпретуємо їх як 17 бінарних сигналів: $x_3^1, x_3^2, \dots, x_3^{17}$. Наприклад, якщо огірок має вагу 70 г, то сигнали від x_3^1 до x_3^4 встановлюються в логічну

одиницю (1), а сигнали від x_3^5 до x_3^{17} встановлюються в логічний нуль (0). Вхідний вектор X_3 , що характеризує довжину плоду, зокрема огірка, матиме вигляд $X_3 = \{x_3^1, x_3^2, x_3^3, x_3^4, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0\}$.

4. Кривизна плоду (X_4)

Кривизна характеризує відхилення плоду від прямої лінії. Висока кривизна може свідчити про проблеми у вирощуванні або генетичні особливості сорту. Даний показник має якісну оцінку, тому для переведення якісної оцінки в кількісну пропонується використовувати п'ятибальну шкалу. Так кривизна може бути оцінена в балах від 1 до 5, де 1 –абсолютно прямолінійний огірок, 5 - сильно відхилений від прямолінійності (тобто сильно вигнутий). Ці бали можуть бути інтерпретовані як п'ять бінарних сигналів: $x_4^1, x_4^2, \dots, x_4^5$, де $x_4^i \in [0;1]$. Якщо кривизна оцінена в 2 бали, то сигнал x_4^2 встановлюються в 1, всі інші в 0. Вхідний вектор X_4 , що характеризує кривизну плоду матиме вигляд $X_4 = \{0, x_4^2, 0, 0, 0\}$.

5. Деформації форми (X_5)

Деформації включають аномалії, такі як вм'ятини, здуття, нерівності та інші відхилення від стандартної форми. Аналіз деформацій проводиться шляхом порівняння фактичної форми плоду з еталонними моделями або за допомогою алгоритмів виявлення аномалій. Деформації можуть бути оцінені за кількістю виявлених дефектів форми, наприклад, від 0 до 4 дефектів. Отримуємо 5 бінарних сигнали: $x_5^1, x_5^2, x_5^3, x_5^4, x_5^5$, де $x_5^i \in [0;1]$. Якщо кількість дефектів 2, то сигнал x_5^3 встановлюється в 1, решта - в 0. Вхідний вектор X_5 , що характеризує деформацію плоду, зокрема огірка, матиме вигляд $X_5 = \{0, 0, x_5^3, 0, 0\}$.

Для отримання цих параметрів використовуються методи комп'ютерного зору та алгоритми обробки зображень. Наприклад, для вимірювання довжини та діаметра плоду застосовуються алгоритми сегментації та виявлення контурів, які дозволяють визначити межі плоду на зображенні та розрахувати необхідні розміри. Для аналізу кривизни та деформацій використовуються методи аналізу форми, такі як апроксимація кривих та обчислення моментів фігури.

Ці параметри є важливими для забезпечення відповідності продукції стандартам якості, як ISO [1], HACCP [2] та GlobalGAP [3] та вимогам ринку. Вони дозволяють виявляти дефекти, які можуть впливати на придатність плодів до продажу або подальшої переробки.

6. Колір плоду (X6)

Аналізується у різних колірних просторах, таких як RGB, HSV або LAB, що дозволяє більш точно визначити відтінки та насиченість кольору. Колір є індикатором ступеня зрілості та здоров'я плоду. Даний показник має якісну оцінку, тому для переведення якісної оцінки в кількісну пропонується використовувати п'ятибальну шкалу. Колір оцінюється в балах від 1 до 5, де 1 - темно-зелений, 5 – жовтий [84]. Вводимо 5 бінарних сигналів: $x_6^1, x_6^2, x_6^3, x_6^4, x_6^5$. Якщо огірок світло-зелений з невеликою жовтизною, то сигнал x_6^3 встановлюються в логічну 1, решта - в 0. Вхідний вектор X6, що характеризує колір плоду, зокрема огірка, матиме вигляд $X6 = \{0, 0, x_6^3, 0, 0\}$.

7. Однорідність кольору (X7)

Даний параметр характеризує рівномірність розподілу кольору по поверхні плоду. Наявність плям, смуг або неоднорідностей може свідчити про захворювання, пошкодження або дефекти вирощування. Даний показник має якісну оцінку, тому для переведення якісної оцінки в кількісну пропонується використовувати трибальну шкалу. Однорідність можна оцінити в балах від 1 до 3, де 1 - однорідний, 2 – однорідний з 20% неоднорідністю, 3 - неоднорідний. Ці бали можуть бути інтерпретовані як 3 бінарних сигнали: x_7^1, x_7^2, x_7^3 . Якщо огірок неоднорідний, то сигнал x_7^3 встановлюються в логічну 1, решта - в 0. Вхідний вектор X7, що характеризує однорідність кольору, зокрема огірка, матиме вигляд $X7 = \{0, 0, x_7^3\}$.

8. Текстура поверхні (X8)

Визначається шляхом аналізу мікроструктури поверхні на зображеннях. Використовуються статистичні методи та аналіз текстурних ознак, що

дозволяють виявити зморшки або тріщини. Даний показник має якісну оцінку, тому для переведення якісної оцінки в кількісну пропонується використовувати трибальну шкалу. Текстура може бути оцінена в балах від 1 до 3 (1 - гладка, 2 - гладка з невеликими зморшками, 3 - зморщена [84]), інтерпретуємо їх як 3 бінарних сигналів: x_8^1 , x_8^2 , x_8^3 . Наприклад, якщо текстура огірка гладка, то сигнал x_8^1 встановлюється в логічну одиницю (1), а сигнали x_8^2 та x_8^3 встановлюються в логічний нуль (0). Вхідний вектор X_8 , що характеризує текстуру поверхні, зокрема огірка, матиме вигляд $X_8 = \{x_8^1, 0, 0\}$.

9. Блиск поверхні (X_9)

Дана група векторів оцінюється на основі відбивної здатності поверхні плоду. Блиск може свідчити про свіжість та здоров'я плоду. Для оцінки блиску використовуються методи аналізу відблисків на зображеннях та розрахунок коефіцієнтів відбивання. Даний показник має якісну оцінку, тому для переведення якісної оцінки в кількісну пропонується використовувати оцінку в балах від 1 до 2 (1 – відблискує, 2 – має восковий наліт), інтерпретуємо їх як 2 бінарних сигнала: x_9^1 , x_9^2 . Наприклад, якщо поверхня огірка відблискує, то сигнал x_9^1 встановлюється в логічну одиницю (1), а сигнал x_9^2 встановлюється в логічний нуль (0). Вхідний вектор X_9 , що характеризує блиск поверхні плоду, зокрема огірка, матиме вигляд $X_9 = \{x_9^1, 0\}$.

Для аналізу цих параметрів застосовуються різноманітні методи комп'ютерного зору та обробки зображень. Наприклад, для аналізу кольору використовуються гістограми кольору та розподіл відтінків, що дозволяє кількісно оцінити колірні характеристики плоду. Для аналізу текстури застосовуються методи фільтрації та аналізу частотних компонентів зображення.

3.2.2. Векторний опис нітратів, що можуть міститися в плодах та їх спектральний аналіз

Вміст нітратів у плодах є важливим показником безпеки та якості продукції. Надмірна кількість нітратів може бути небезпечною для здоров'я споживачів, тому контроль цього параметру є обов'язковим.

10. Вміст нітратів (X10)

Вміст нітратів визначається за допомогою методів ближньої інфрачервоної спектроскопії. Цей метод дозволяє швидко та безконтактно оцінити концентрацію нітратів у плодах, використовуючи характерні поглинання в інфрачервоному спектрі. Вміст нітратів може бути розділений на вектори [85]:

До 100 мг/кг - безпечний x_{10}^1

100-200 мг/кг - помірний x_{10}^2

Понад 200 мг/кг - високий x_{10}^3

Наприклад, якщо вміст нітратів в огірку 150 мг/кг, то сигнал x_{10}^2 встановлюється в логічну одиницю (1), а сигнали x_{10}^1 та x_{10}^3 встановлюються в логічний нуль (0). Вхідний вектор X10, що характеризує вміст нітратів плоду, зокрема огірка, матиме вигляд $X10 = \{0, x_{10}^2, 0\}$

Так, вхідний вектор X, що подається на вхід ШНМ для автоматизованого сортування огірків, описується виразом (3.2), адже містить множину векторів X1, X2, ..., X10, що характеризують органолептичні та фізичні показники огірків, а також вміст нітратів відповідно до описаного вище.

$$X = \{X1, X2, X3, X4, X5, X6, X7, X8, X9, X10\} = \quad (3.2)$$

$$= \{x_1^1, x_1^2, \dots, x_1^{25}; x_2^1, x_2^2, \dots, x_2^9; x_3^1, x_3^2, \dots, x_3^{17};$$

$$x_4^1, x_4^2, \dots, x_4^5; x_5^1, x_5^2, x_5^3, x_5^4; x_6^1, x_6^2, x_6^3, x_6^4, x_6^5;$$

$$\{x_7^1, x_7^2, x_7^3; x_8^1, x_8^2, x_8^3; x_9^1, x_9^2; x_{10}^1, x_{10}^2, x_{10}^3\}.$$

Вміст нітратів у плодах є важливим показником безпеки та якості продукції. Надмірна кількість нітратів може бути небезпечною для здоров'я споживачів, тому контроль цього параметру є обов'язковим. Окрім цього, у процесі вирощування овочів застосовуються пестициди, які можуть містити елементи, що залишаються у плодах. Спектральний аналіз цих елементів допомагає оцінити можливу шкоду для здоров'я та виявити залишки пестицидів. Основними хімічними елементами, які можуть бути виявлені в результаті такого аналізу, є натрій, калій, кисень і азот.

Для навчання запропонованої штучної нейронної мережі (ШНМ) для автоматичного розпізнавання хімічних елементів у плодах овочевих була створена навчальна база даних, фрагмент якої представлений у на рисунках 3.3 – 3.5. В них наведено приклади навчальної множини, які складаються з нормалізованих значень та поданих у цифровому вигляді показників напруг фоточутливих елементів КМОП-матриці. Ці показники залежать від інтенсивності спектрального розподілу відповідних хімічних елементів, що можуть входити до складу плодів овочевих, а саме огірків. На рисунках продемонстровано інтенсивність спектрального розподілу натрію, графік цього розподілу, а також нормалізовані значення напруг фоточутливих елементів КМОП-матриці, представлені у цифровому вигляді відповідно до інтенсивності спектрального розподілу натрію [86].

Натрій може бути залишковим компонентом пестицидів або добрив. Спектральний аналіз натрію здійснюється у видимому та ближньому інфрачервоному діапазоні, де натрій має характерні лінії випромінювання. Цей елемент важливий для виявлення слідів хімічних речовин, які можуть впливати на смакові властивості плодів.



Рис. 3.3. Інтенсивність спектрального розподілу натрію



Рис. 3.4. Графік інтенсивностей спектрального розподілу натрію

0,545098039	0	0	0	0	0	0,019607843	0,235294118	0,019607843	0,015686275	0,243137255	0,239215686
0,015686275	0	0	0	0	0	0	0	0,101960784	0,188235294	0,011764706	0,007843137
0,019607843	0,098039216	0,101960784	0,141176471	0,101960784	0,074509804	0,152941176	0,062745098	0,058823529	0,133333333	0,133333333	0,133333333
0,121568627	0,117647059	0,105882353	0,039215686	0,031372549	0,007843137	0,164705882	0,164705882	0,11372549	0,215686275	0,215686275	0,215686275
0,219607843	0,231372549	0,247058824	0,258823529	0,274509804	0,223529412	0,258823529	0,019607843	0	0,02745098	0,02745098	0,02745098
0,294117647	0,02745098	0	0	0	0	0	0	0,243137255	0,525490196	0,474509804	0,474509804
0,02745098	0,035294118	0,466666667	0,105882353	0,239215686	0	0,262745098	0,047058824	0,262745098	0,070588235	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0,262745098	0,066666667	0	0	0,31372549	0,666666667	0,588235294	0,588235294
0,043137255	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,282352941
0,380392157	0,152941176	0,305882353	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0,121568627	0,031372549	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0,345098039	0,090196078	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0,235294118	0,054901961	0,054901961	0,22745098	0	0	0	0,250980392	0,294117647	0,376470588	0,376470588
0,035294118	0	0,184313725	0,047058824	0	0	0,2	0,368627451	0,066666667	0,152941176	0	0
0	0	0,031372549	0,129411765	0	0	0,02745098	0,145098039	0,231372549	0,039215686	0,270588235	0,270588235
0,141176471	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Рис. 3.5. Нормалізовані та представлені у вигляді цифрового коду значення напруг фоточувливих елементів КМОП-матриці в залежності від інтенсивності спектрального розподілу натрію [86]

Калій - це макроелемент, який також може бути присутній у складі добрив або залишків пестицидів. Спектральний аналіз калію виконується за допомогою атомно-абсорбційної спектроскопії, яка дозволяє виявити характерні поглинання у видимому спектрі (рис. 3.6 – рис. 3.7). Основні спектральні піки калію розташовані в області 666,5 нм і 769,9 нм (червона частина спектра).



Рис. 3.6. Інтенсивність спектрального розподілу калію



Рис. 3.7. Графік інтенсивностей спектрального розподілу калію

Оксиген є ключовим елементом, який може бути виявлений у складі органічних сполук у пестицидах. Його спектральні характеристики проявляються у ближньому інфрачервоному діапазоні (рис. 3.8 – рис. 3.9).

Спектральні піки кисню можуть бути пов'язані з присутністю органічних сполук, що утворюють залишки на поверхні або у структурі плодів.

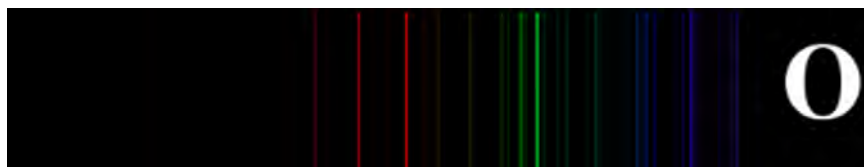


Рис. 3.8. Інтенсивність спектрального розподілу кисню



Рис. 3.9. Графік інтенсивностей спектрального розподілу кисню

Азот є основним елементом у складі нітратів, а також часто зустрічається у складі пестицидів. Спектральний аналіз азоту виконується у ближньому інфрачервоному діапазоні, де можна спостерігати піки, пов'язані з вібраційними

спектрами азотних груп (наприклад, NO₃). Основні довжини хвиль для азоту розташовані в діапазоні 400-800 нм (рис. 3.10 – рис. 3.12).

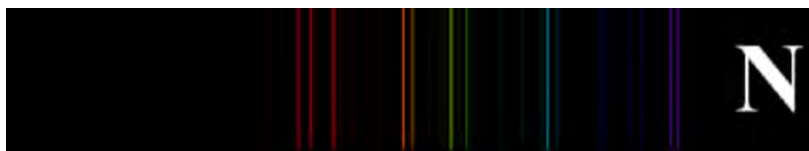


Рис. 3.10. Інтенсивність спектрального розподілу азоту



Рис. 3.11. Графік інтенсивностей спектрального розподілу азоту

0,294117647	0,015686275	0,015686275	0,290196078	0,141176471	0,109803922	0,031372549	0	0,015686275	0,247058824	0,243137255
0,015686275	0	0	0	0,121568627	0,11372549	0,105882353	0,11372549	0,003921569	0,188235294	0,2
0,180392157	0,011764706	0	0	0	0	0,078431373	0,094117647	0,054901961	0	0,007843137
0,105882353	0,007843137	0	0	0,074509804	0,156862745	0,176470588	0,08627451	0	0	0,129411765
0,156862745	0,219607843	0,019607843	0	0	0	0,023529412	0,329411765	0,368627451	0,37254902	0,392156863
0,37254902	0,02745098	0	0	0	0	0	0	0	0,043137255	0,466666667
0,364705882	0,31372549	0	0	0,341176471	0,392156863	0,615686275	0,333333333	0,023529412	0,592156863	0,109803922
0,560784314	0,403921569	0,62745098	0,384313725	0,701960784	0,611764706	0,08627451	0,596078431	0,650980392	0,639215686	0
0,639215686	0,556862745	0,376470588	0,329411765	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0,050980392	0,545098039	0,419607843	0,325490196	0,309803922	0,745098039	0
0,341176471	0	0	0	0	0	0	0	0	0,415686275	0,415686275
0	0,423529412	0,423529412	0	0	0	0	0	0	0,054901961	0,776470588
0,854901961	0,77254902	0,121568627	0,725490196	0,066666667	0	0,431372549	0,905882353	0,909803922	0,435294118	0
0	0	0,470588235	0,458823529	0,023529412	0,725490196	0,066666667	0	0	0	0,050980392
0,71372549	0,768627451	0,784313725	0,37254902	0	0	0,047058824	0,68627451	0,356862745	0	0
0	0	0	0	0	0	0,043137255	0,478431373	0,043137255	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0,02745098	0,31372549	0,023529412	0,019607843
0,309803922	0,325490196	0,317647059	0,274509804	0,168627451	0,317647059	0,164705882	0,258823529	0,298039216	0,266666667	0
0,019607843	0	0	0	0	0	0,015686275	0,247058824	0,262745098	0,258823529	0,254901961
0,266666667	0,129411765	0	0	0	0,121568627	0,235294118	0,015686275	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,270588235

Рис. 3.12. Нормалізовані та представлені у вигляді цифрового коду значення напруг фоточутливих елементів КМОП-матриці в залежності від інтенсивності спектрального розподілу азоту [86]

Додавання спектрального аналізу елементів, які можуть міститися у пестицидах (натрій, калій, кисень, азот), значно підвищує можливості інтелектуальної моделі щодо класифікації якості плодів. Ці спектральні характеристики дозволяють не лише виявляти небезпечні домішки, а й покращувати точність аналізу за рахунок урахування хімічних властивостей плодів.

Векторний опис хімічних параметрів дозволяє інтелектуальній моделі враховувати внутрішні характеристики плодів, що не можуть бути визначені за допомогою звичайних оптичних методів. Це підвищує точність та надійність класифікації, особливо для виявлення небезпечних або неякісних плодів.

3.3. Векторний опис вихідних сигналів

Для повноцінного функціонування ІСАСПОК необхідно не лише опрацювати вхідні сигнали та визначити характеристики кожного плоду, але й прийняти рішення щодо його подальшого розподілу. Це рішення реалізується за допомогою вихідних сигналів системи, які керують механізмами сортування, направляючи плоди до відповідних бункерів або конвеєрів.

У пропонованій системі передбачено п'ять можливих шляхів розподілу огірків [71]:

1. Бункер для непридатних плодів (відбраковані огірки).
2. Конвеєр 1: огірки вищої якості без дефектів.
3. Конвеєр 2: огірки з незначними дефектами.
4. Конвеєр 3: огірки середньої якості.
5. Конвеєр 4: огірки для переробки (наприклад, консервування).

Відповідно, їх можна інтерпретувати як п'ять вихідних сигналів, де кожен відповідає певному напрямку сортування:

1. y_1 - відбраковані огірки (бункер для непридатних плодів), наприклад, якщо плід не відповідає мінімальним вимогам якості та безпеки, наявність серйозних дефектів або захворювань, значні деформації форми.

2. y_2 - сигнал для огірків вищої якості (конвеєр 1), наприклад, довжина та діаметр у межах стандартів, відсутність деформацій, висока оцінка за кольором та текстурою та низький вміст нітратів.

3. y_3 - сигнал для огірків з незначними дефектами (конвеєр 2), якщо плід має незначні відхилення від вищої якості, а саме невеликі деформації, незначну неоднорідність кольору, середній вміст нітратів.

4. y_4 - сигнал для огірків середньої якості (конвеєр 3), якщо плід відповідає критеріям середньої якості, середні показники за фізичними параметрами, кривизна до 3 балів, текстура з невеликими зморшками.

5. y_5 - сигнал для огірків, призначених для переробки (конвеєр 4), якщо плід не підходить для продажу в свіжому вигляді, але придатний для переробки та має відхилення за формою або розміром, підвищений вміст нітратів, але в межах допустимого для переробки, зморщена текстура.

Таким чином, вихідний вектор Y (3.3), генерується на основі аналізу вхідного вектора X , описаного раніше, з використанням запропонованої інтелектуальної моделі. Модель здійснює класифікацію кожного плоду згідно з його органолептичними та фізичними показниками та визначає відповідний вихідний сигнал.

$$Y = \{y_1, y_2, y_3, y_4, y_5\}. \quad (3.3)$$

Вихідний вектор Y для кожного плоду є одним із п'яти можливих векторів (табл. 3.1):

- $Y = \{1, 0, 0, 0, 0\}$ - плід відбракований, направляється в бункер непридатних плодів;
- $Y = \{0, 1, 0, 0, 0\}$ - плід вищої якості, конвеєр 1;
- $Y = \{0, 0, 1, 0, 0\}$ - плід з незначними дефектами, конвеєр 2;
- $Y = \{0, 0, 0, 1, 0\}$ - плід середньої якості, конвеєр 3;
- $Y = \{0, 0, 0, 0, 1\}$ - плід для переробки, конвеєр 4.

Вихідні сигнали u_i використовуються для керування виконавчими механізмами, такими як пневматичні штовхачі, які направляють плід на відповідний конвеєр. Визначення конкретних вихідних сигналів $u_1 - u_5$ дозволяє ефективно керувати процесом сортування та забезпечує точний розподіл плодів згідно з їх якістю та призначенням.

3.4. Формування навчальної бази даних

Формування якісної та репрезентативної навчальної бази даних є ключовим етапом у розробці інтелектуальних моделей для автоматизованого сортування плодів овочевих культур [87]. Процес включає кілька важливих кроків:

1. Збір та розмітка даних: необхідно зібрати великий обсяг зразків плодів, які відображають різноманітність характеристик, та провести їх ретельну розмітку.
2. Балансування та аугментація даних: забезпечення рівномірного представлення всіх класів та збільшення обсягу даних шляхом застосування методів аугментації.
3. Розподіл даних на набори: поділ даних на навчальний, валідаційний та тестовий набори для забезпечення об'єктивної оцінки продуктивності моделі.

3.4.1. Збір та розмітка даних

Для забезпечення репрезентативності було зібрано понад 1000 (рис. 5.1) зразків плодів огірків, що включають різні сорти, ступені зрілості, наявність дефектів та інші варіації. Збір проводився у різних регіонах та за різних умов вирощування, що дозволяє врахувати можливі відмінності, пов'язані з кліматом, ґрунтами та агротехнікою.

Кожен зразок був детально задокументований:

1. Фотографування: з використанням камер високої роздільної здатності, з різних кутів та при різному освітленні. Це забезпечує різноманітність зображень та дозволяє моделі бути стійкою до змін умов зйомки.
2. Вимірювання фізичних параметрів: довжина, діаметр, маса та інші параметри вимірювалися за допомогою високоточних інструментів. Це забезпечує достовірність даних та дозволяє моделі точно аналізувати фізичні характеристики.
3. Спектральний аналіз: проводився для кожного зразка з метою визначення хімічних параметрів, таких як вміст нітратів та рівень вологості.
4. Розмітка даних: здійснювалася експертами, які оцінювали кожен зразок за встановленими критеріями якості. Вони включали наявність дефектів, ступінь зрілості, відповідність стандартам та інші важливі аспекти.

Для ілюстрації процесу кодування параметрів у вхідні сигнали їх було винесено в таблицю 3.1., що дозволить зрозуміти, як реальні значення параметрів перетворюються у бінарні вектори для подальшої обробки в інтелектуальній системі.

Приклад формування вхідного та вихідного вектору

Параметр	Сигнали	Значення параметра	Значення сигналів
Довжина (X1)	$x1^1 \dots x1^{25}$	12 см	1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0
Діаметр (X2)	$x2^1 \dots x2^9$	2.5 см	1,1,1,1,0,0,0,0,0
Маса (X3)	$x3^1 \dots x3^{17}$	70 г	1,1,1,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0
Кривизна (X4)	$x4^1 \dots x4^5$	2 (невеликий згиб)	1,1,0,0,0
Деформації (X5)	$x5^1 \dots x5^4$	1 дефект	1,0,0,0
Колір (X6)	$x6^1 \dots x6^5$	світло-зелений	0,0,1,0,0
Однорідність (X7)	$x7^1 \dots x7^3$	однорідний	1,0,0
Текстура (X8)	$x8^1 \dots x8^3$	гладкий	1,0,0
Блиск (X9)	$x9^1, x9^2$	відблискує	1,0
Вміст нітратів (X10)	$x10^1 \dots x10^3$	90 мг/кг	1,0,0
Відсортований на конвеєрну стрічку 1, довжина та діаметр у межах стандартів, відсутність деформацій, висока оцінка за кольором та текстурою та низький вміст нітратів. Вихідний вектор матиме вигляд $Y=\{0,1,0,0,0\}$.			

Таблиця 3.1 з прикладом демонструє процес кодування реальних параметрів огірків у бінарні сигнали, що є необхідним для формування навчальної вибірки для інтелектуальної моделі. Цей підхід дозволяє точно та ефективно представляти всі необхідні параметри плодів для автоматизованої системи сортування.

3.4.2. Балансування та аугментація даних

У багатьох випадках деякі класи можуть бути представлені меншою кількістю зразків, що може призвести до зміщення моделі та зниження точності класифікації для цих класів. Для вирішення цієї проблеми застосовуються методи балансування даних.

Балансування даних включає:

1. Додатковий збір зразків для менш представлених класів.
2. Підвибірка більш представлених класів для вирівнювання кількості зразків.

Аугментація даних використовується для збільшення обсягу навчальної вибірки та підвищення стійкості моделі до різних варіацій. Застосовуються різні перетворення зображень, такі як:

1. Повороти на випадкові кути.
2. Віддзеркалення по горизонталі та вертикалі.
3. Зміна масштабу та обрізання.
4. Зміна яскравості, контрасту та кольору.
5. Додавання шуму та спотворень.

Ці методи дозволяють створити додаткові зразки на основі існуючих, що підвищує здатність моделі до узагальнення та стійкість до змінних умов.

Для спектральних та інших числових даних також можуть застосовуватися методи аугментації, такі як додавання невеликих випадкових варіацій або генерація синтетичних зразків за допомогою методів машинного навчання, наприклад, за допомогою генеративних змагальних мереж (GAN).

3.4.3. Розподіл даних на набори

Для забезпечення об'єктивної оцінки продуктивності моделі дані були розподілені на три набори [88]:

1. Навчальний набір: приблизно 70% даних, використовується для навчання моделі.
2. Валідаційний набір: приблизно 15% даних, використовується для налаштування гіперпараметрів та моніторингу процесу навчання.
3. Тестовий набір: приблизно 15% даних, використовується для остаточної оцінки моделі після завершення навчання.

Розподіл даних здійснювався випадковим чином з урахуванням збереження пропорцій класів у кожному наборі. Це дозволяє уникнути зміщення та забезпечити репрезентативність кожного набору.

Особлива увага приділялася тому, щоб зразки одного і того ж плоду або пов'язані зразки не потрапляли у різні набори. Це запобігає можливному витоку інформації та забезпечує чесну оцінку здатності моделі до узагальнення на невідомих даних.

Підготовка вхідних даних і формування навчальної бази даних є основою для побудови ефективної штучної нейронної мережі, здатної вирішувати завдання класифікації плодів огірків. У процесі підготовки виконано комплекс заходів, спрямованих на збір, розмітку, обробку, аналіз і організацію даних.

На першому етапі проведено збір понад 1000 зразків зображень огірків, що репрезентують різноманітні сорти, ступені зрілості та наявність дефектів. Зйомка здійснювалася в різних умовах освітлення, з різних кутів і на різних фонах, що дозволило охопити широкий спектр реальних ситуацій. Цей підхід забезпечив

модель достатньо різноманітними даними для навчання в умовах, максимально наближених до експлуатаційних.

Дані пройшли етап розмітки, який виконувався експертами в галузі агрономії. Кожен зразок був класифікований за якістю, ступенем зрілості та характером дефектів. Ретельна розмітка дозволила закласти основу для точного навчання моделі. Стандартизовані підходи до маркування забезпечили узгодженість і об'єктивність даних.

Після збору дані піддалися попередньому очищенню та обробці. Цей етап включав видалення неякісних зображень, таких як розмиті чи темні, корекцію освітлення та балансування кольорів. Крім того, виконано нормалізацію даних для забезпечення їх однорідності, що полегшує обробку моделлю [89].

Значну увагу було приділено векторизації ознак. Для кожного зразка виділені фізичні та візуальні характеристики, які перетворено у числові вектори. Це дозволило створити багатовимірний простір ознак, у якому нейронна мережа зможе виявляти складні патерни.

Для підвищення ефективності навчання дані були збалансовані, аби уникнути домінування одних класів над іншими. Використання методів аугментації дозволило збільшити обсяг навчальної вибірки. Завдяки різним перетворенням зображень, таким як повороти, зміна яскравості та масштабування, вдалося значно розширити варіативність даних [89].

Навчальна вибірка була розподілена на три частини: навчальну, валідаційну та тестову. Такий підхід забезпечив можливість об'єктивно оцінити продуктивність моделі та запобігти перенавчанню. Репрезентативність кожного з наборів дозволила гарантувати стабільність і точність моделі в умовах реальної експлуатації.

У ході підготовки вирішено ряд викликів, зокрема дисбаланс класів і варіативність умов зйомки. Ці проблеми вдалося подолати завдяки додатковим

методам збору даних, аугментації та обробки. Якість бази даних підтримувалася завдяки впровадженню стандартизованих процедур контролю.

3.5. Висновки по розділу

1. Визначено основні фізичні, органолептичні та хімічні параметри, які мають вирішальне значення для оцінки якості плодів огірків та їх сортування.
2. Здійснено перетворення параметрів у числові вектори, що створило основу для ефективного застосування алгоритмів машинного навчання.
3. Зібрано та підготовлено великий обсяг даних, які охоплюють різноманітні сорти, ступені зрілості та характеристики плодів, що забезпечило повноту навчального матеріалу.
4. Використано балансування для уникнення домінування окремих класів та аугментацію для підвищення стійкості моделі до реальних умов експлуатації.
5. Дані поділено на навчальний, валідаційний та тестовий набори, що забезпечило якісну оцінку ефективності моделі та уникнення перенавчання.

4. РОЗРОБКА ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ АВТОМАТИЗОВАНОГО СОРТУВАННЯ ПЛОДІВ ОВОЧЕВИХ КУЛЬТУР, ЯК ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ МОДЕЛЕЙ АВТОМАТИЗОВАНОГО СОРТУВАННЯ ПЛОДІВ ОВОЧЕВИХ КУЛЬТУР

4.1. Обґрунтування вибору методів та інструментів практичної реалізації штучної нейронної мережі автоматизованого сортування плодів овочевих культур

Автоматизоване сортування плодоовочевої продукції вимагає високої точності та швидкості обробки даних, що забезпечується за допомогою сучасних методів машинного навчання та комп'ютерного зору. Штучні нейронні мережі (ШНМ) є ефективним інструментом для вирішення таких задач, адже вони моделюють біологічні процеси, подібні до функціонування головного мозку людини. Основним елементом ШНМ є штучний нейрон (ШН), який виконує обчислення, аналогічні біологічному прототипу, формуючи вихідний сигнал залежно від вхідного [90].

Функціонування ШНМ базується на значеннях синаптичних ваг та зміщень, які визначають функцію перетворення даних. Процес навчання ШНМ передбачає оптимізацію цих параметрів для досягнення мінімізації функції помилки. Навчання здійснюється ітеративно, де кожен цикл (ітерація) спрямований на покращення точності. Загальна кількість ітерацій може варіюватися від 10^3 до 10^8 , залежно від складності задачі. Метою є наближення функції, що реалізується мережею, до цільової функції задачі, забезпечуючи оптимальний баланс між продуктивністю, точністю та обчислювальною ефективністю [90].

При розробці інтелектуального блоку для сортування плодів овочевих культур, зокрема огірків, були враховані такі фактори:

1. *Апаратні обмеження.* Система повинна працювати в умовах обмеженої обчислювальної потужності, доступної на виробничій лінії [91].

$$P_{\text{еф}} = \frac{FLOPS}{T_{\text{мод}}}, \quad (4.1)$$

де $P_{\text{еф}}$ - ефективність обчислювальної потужності (операцій/секунда);

FLOPS - кількість обчислень, що виконує модель за одну операцію (floating point operations per second);

$T_{\text{мод}}$ - час, необхідний для виконання однієї ітерації моделі, секунди.

Для систем на базі MobileNetV2 середнє значення FLOPS складає 300-500 MFLOPS, що дозволяє забезпечити низькі обчислювальні витрати навіть на обмежених ресурсах [91].

2. *Вимоги до швидкості обробки.* Система повинна обробляти велику кількість зображень за мінімальний час, щоб підтримувати безперервний потік продукції.

$$T_{\text{кадру}} = \frac{1}{R_{fps}}, \quad (4.2)$$

де $T_{\text{кадру}}$ - час обробки одного кадру, с;

R_{fps} - кількість оброблюваних кадрів в секунду (frames per second).

У нашому випадку $R_{fps} = 30$, отже:

$$T_{\text{кадру}} = \frac{1}{R_{fps}} \approx 0.033 \text{ с}$$

3. *Точність класифікації.* Необхідність забезпечення високої точності аналізу якості продукції для задоволення стандартів якості та очікувань споживачів [91].

$$\delta = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}, \quad (4.3)$$

де δ - точність моделі;

TP - кількість істинно позитивних результатів;

TN - кількість істинно негативних результатів;

FP - кількість хибнопозитивних результатів;

FN - кількість хибнонегативних результатів.

Враховуючи ці фактори, було здійснено вибір відповідних методів та інструментів, а саме метод глибинного навчання на основі архітектури MobileNetV2, яка завдяки інверсним залишковим блокам та глибинно-сепарабельним згорткам значно знижує обчислювальні витрати, залишаючись ефективною для мобільних та вбудованих систем. Для адаптації моделі до задачі сортування овочів застосовувалось трансферне навчання, яке дозволяє використовувати попередньо навчені ваги MobileNetV2, що прискорює процес навчання та зменшує необхідність у великій кількості навчальних даних [91].

4.1.1. Вибір базової архітектури для синтезу нейронної мережі автоматизованого сортування плодів овочевих культур

У процесі вибору базової архітектури ШНМ для задачі класифікації зображень огірків було розглянуто декілька сучасних моделей, що добре зарекомендували себе в області комп'ютерного зору. Архітектура VGGNet (рис. 4.1) [53], відома своєю простою та послідовною структурою і глибокими шарами, демонструє високу точність класифікації на наборі даних ImageNet [40]. Однак її недоліком є велика кількість параметрів (понад 100 мільйонів), що робить її обчислювально дорогою та непридатною для роботи в реальному часі на обмежених апаратних ресурсах.

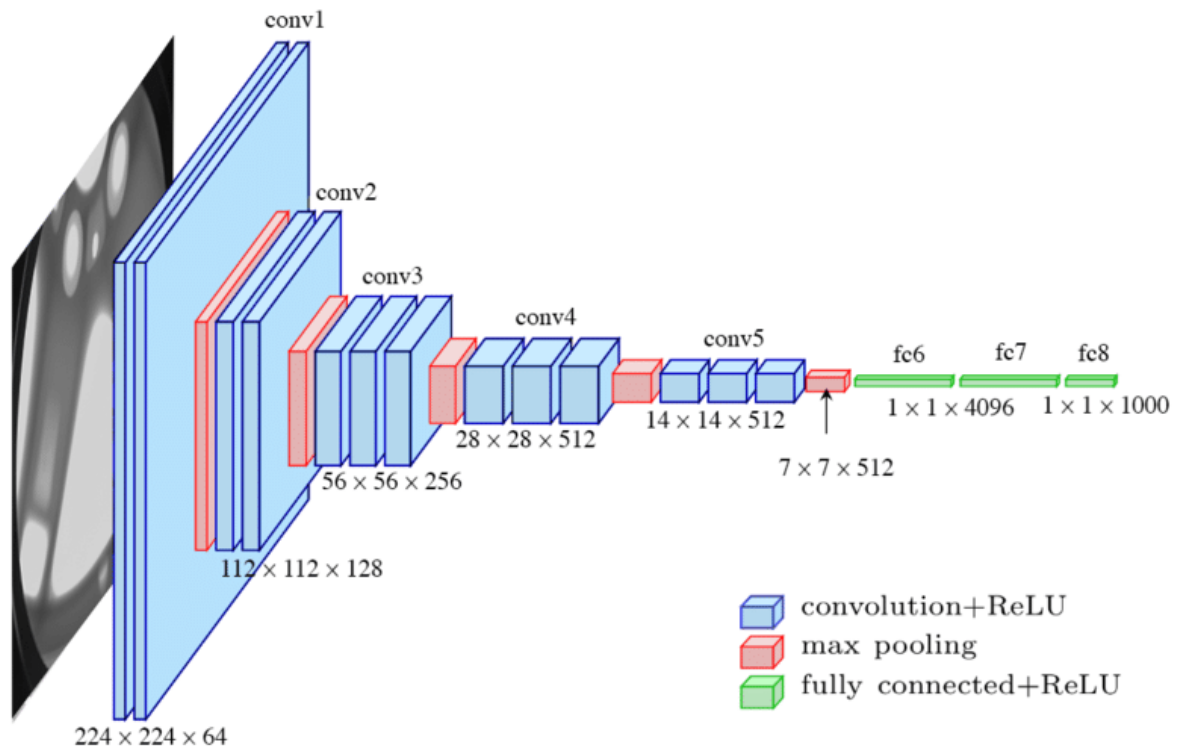


Рис. 4.1. Архітектура VGGNet згорткової нейронної мережі [53]

ResNet (рис. 4.2) [55] використовує залишкові блоки для подолання проблеми зникнення градієнта в глибоких мережах. Моделі ResNet50 та ResNet101 демонструють високу точність, але через велику кількість параметрів є важкими для впровадження на пристроях з обмеженими ресурсами. Архітектура Inception, яка використовує паралельні шляхи обробки з різними розмірами фільтрів, дозволяє захоплювати інформацію на різних масштабах. InceptionV3 має хорошу продуктивність, але складна в реалізації та оптимізації.

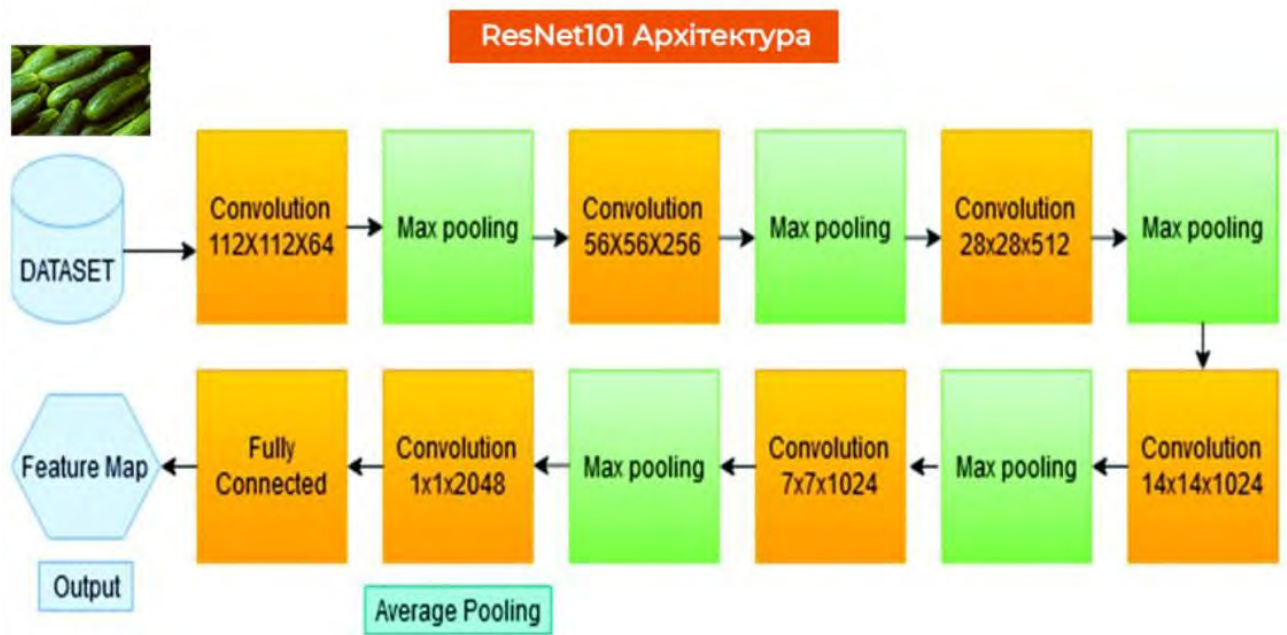


Рис. 4.2. Архітектура ResNet101 згорткової нейронної мережі [55]

Архітектура MobileNet [35] (рис. 4.3) розроблена спеціально для мобільних та вбудованих систем, використовуючи глибинно-сепарабельні згортки для зменшення обчислювальної складності. Моделі MobileNetV1 [35] та MobileNetV2 [27] демонструють відмінний баланс між точністю та швидкістю. EfficientNet [29], сучасна архітектура, масштабується за рахунок комбінування глибини, ширини та роздільної здатності зображення. EfficientNet-B0 показує високу ефективність, але може вимагати складної оптимізації для реального часу.

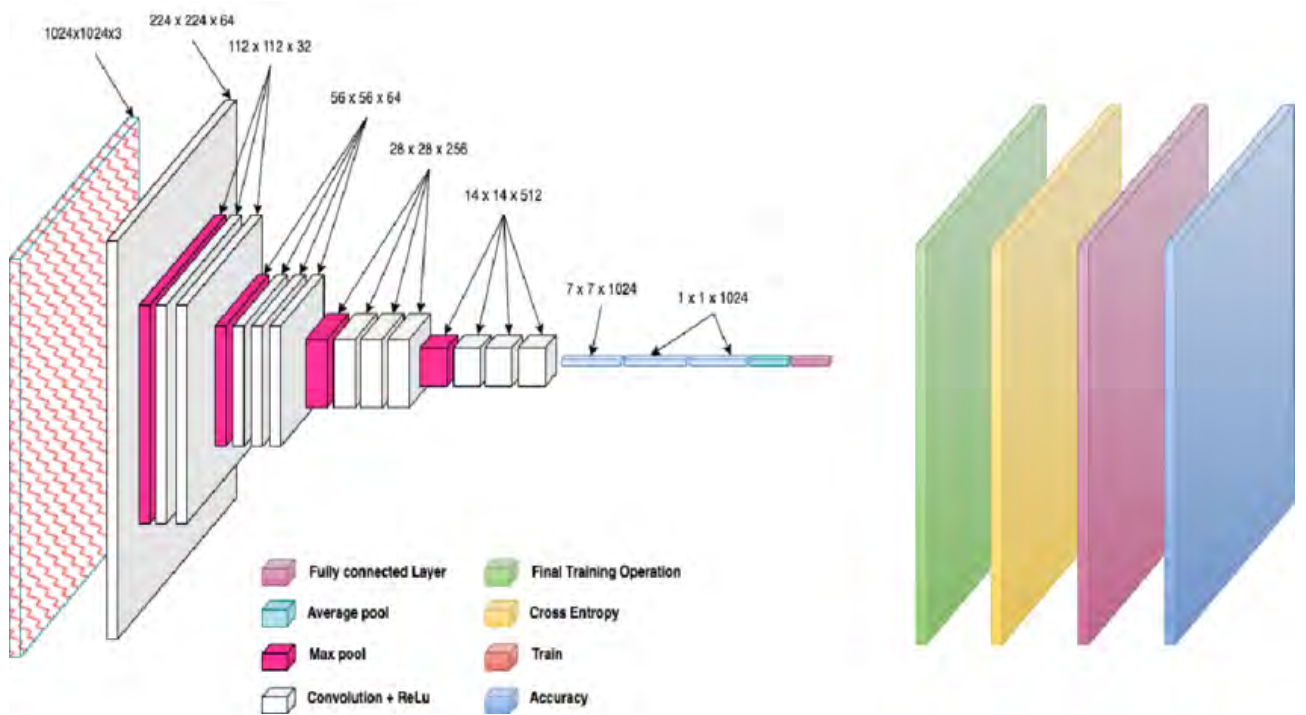


Рис. 4.3. Архітектура MobileNet згорткової нейронної мережі [35]

Після детального аналізу було обрано архітектуру MobileNetV2 [27]. Її перевагами є обчислювальна ефективність завдяки використанню інверсних залишкових блоків та глибинно-сепарабельних згорток (рис. 4.4), що значно зменшує кількість параметрів та обчислювальні витрати. Крім того, MobileNetV2 демонструє високу точність класифікації на стандартних наборах даних і може бути адаптована для специфічних задач шляхом перенавчання. Вона оптимізована для роботи на пристроях з обмеженими ресурсами, що відповідає вимогам виробничих систем.

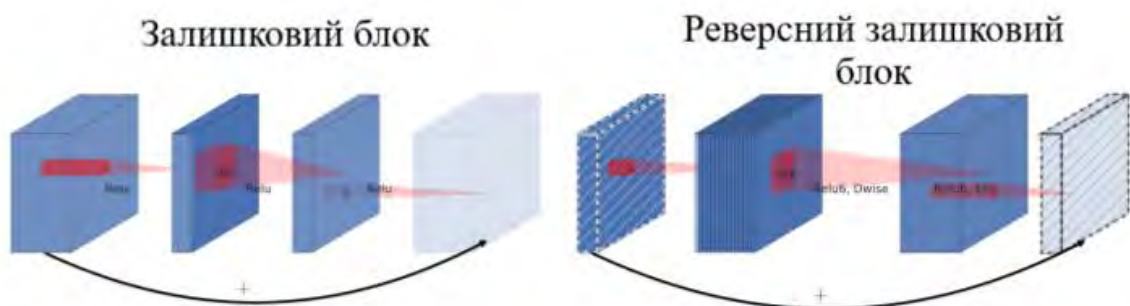


Рис. 4.4. Архітектура інверсного залишкового блоку MobileNetV2 [57]

4.1.2. Вибір фреймворків та мов програмування для синтезу нейронної мережі автоматизованого сортування плодів овочевих культур

Вибір інструментів розробки є критичним для ефективної реалізації та розгортання моделі. Зважаючи на необхідність підтримки широкого спектра функціональності, продуктивності та зручності розробки, було обрано мову програмування Python. Вона популярна в сфері машинного навчання, має великий набір бібліотек та фреймворків, таких як TensorFlow [41], Keras [32, 92] (рис. 4.5) та PyTorch [91], а також активну спільноту.

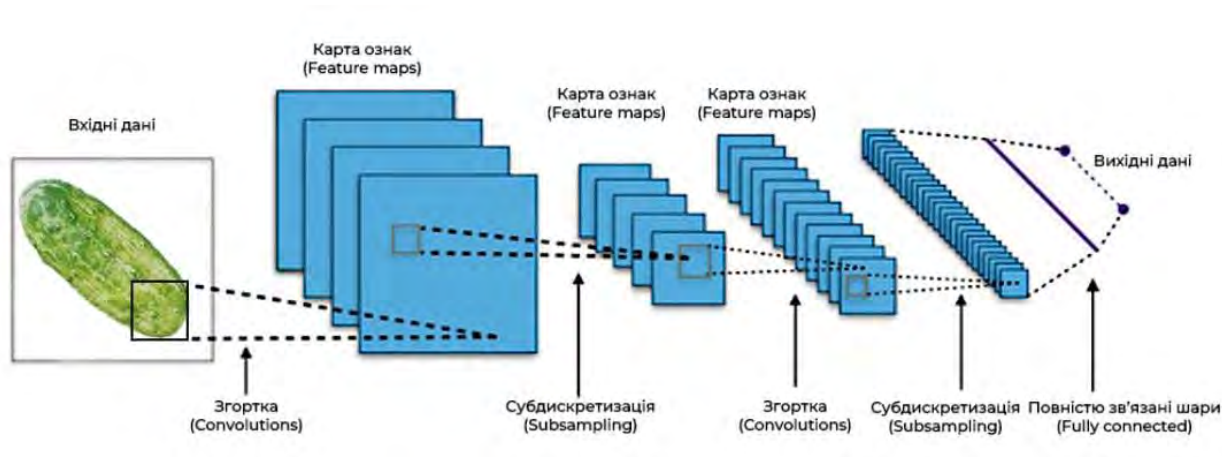


Рис. 4.5. Схема роботи згорткової нейронної мережі Keras для класифікації зображень [92]

Фреймворк TensorFlow [41] надає потужні можливості для розробки та навчання ШНМ, підтримуючи розгортання на різних платформах, включаючи мобільні пристрої та вбудовані системи. Використання Keras (рис. 4.5) як високорівневого API спрощує побудову та тренування моделей, дозволяючи швидко прототипувати та експериментувати з архітектурами. Бібліотека OpenCV [33] використовується для обробки зображень, надаючи широкий спектр функцій для попередньої обробки, сегментації та аналізу зображень. Для подальшої

оптимізації роботи планується застосування TensorRT [34], платформи від NVIDIA для оптимізації та розгортання моделей глибинного навчання на GPU в реальному часі.

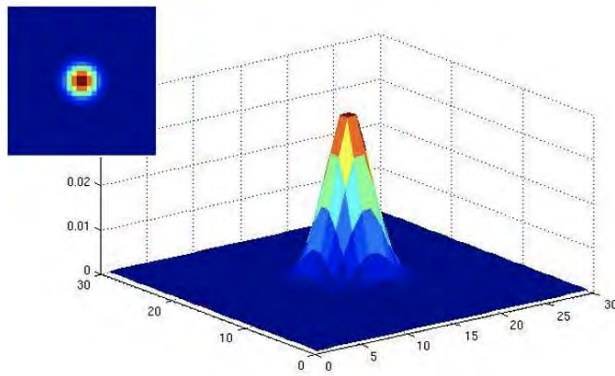
4.2. Розробка алгоритмів обробки та аналізу даних щодо зображень плодів

Ефективна обробка та аналіз зображень є критичними компонентами успішної роботи інтелектуальної системи автоматизованого сортування плодів овочевих культур. Метою є забезпечення високої точності класифікації при збереженні швидкості обробки, необхідної для роботи в режимі реального часу. Процес обробки зображень складається з декількох етапів, які включають попередню обробку даних, сегментацію та виділення ознак [93].

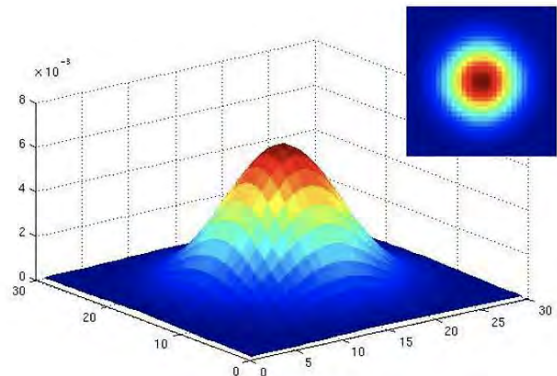
4.2.1. Попередня обробка даних

Попередня обробка зображень є фундаментальним кроком, який впливає на подальшу якість аналізу та класифікації. Основні задачі на цьому етапі включають корекцію зображень, видалення шумів та нормалізацію даних.

Спочатку зображення, отримані з камер, можуть мати різні розміри та співвідношення сторін, що залежить від характеристик обладнання та умов зйомки. Для уніфікації та сумісності з архітектурою нейронної мережі всі зображення масштабуються до розміру 224x224 пікселів. Це не лише забезпечує стандартизацію вхідних даних, але й зменшує обчислювальні витрати під час навчання та прогнозування.



$\sigma = 2$ with 30×30



$\sigma = 5$ with 30×30

Рис. 4.6. Гаусове згладжування [94]

Далі виконується нормалізація піксельних значень. Значення інтенсивності пікселів перетворюються з діапазону $[0;255]$ до діапазону $[0;1]$ шляхом ділення на 255. Це необхідно для забезпечення стабільності та збіжності алгоритмів оптимізації під час навчання нейронної мережі, а також для запобігання проблемі вибуху градієнтів.

У процесі зйомки зображення можуть бути спотворені шумами, що виникають внаслідок електронних перешкод, низького освітлення або властивостей сенсорів. Для видалення таких шумів застосовуються фільтри згладжування, такі як Гаусовий фільтр (рис. 4.6) та медіанний фільтр. Гаусовий фільтр ефективно згладжує зображення, зменшуючи високочастотні шуми, однак може розмивати краї об'єктів. Медіанний фільтр зберігає краєві деталі, одночасно видаляючи імпульсні шуми, що робить його корисним для зображень з дрібними деталями [94].



Рис. 4.7. Етапи попередньої обробки зображення огірка

Корекція освітлення є важливим кроком для компенсації нерівномірного або недостатнього освітлення в умовах виробництва. Використовується вирівнювання гистограми, яке покращує контрастність зображення шляхом розподілу інтенсивностей пікселів по всьому доступному діапазону. Адаптивне вирівнювання гистограми дозволяє коригувати контрастність локально, що особливо корисно для зображень з неоднорідним освітленням (рис. 4.7).

Також може виконуватися корекція геометричних спотворень, зумовлених особливостями оптики або перспективою. Для цього застосовуються афінні перетворення, які вирівнюють об'єкти та стандартизують їх положення на зображенні. Це спрощує подальший аналіз та покращує точність класифікації.

4.2.2. Сегментація та виділення ознак

Після попередньої обробки зображень виконується сегментація, метою якої є відокремлення об'єктів інтересу (плодів огірків) від фону. Це дозволяє сфокусуватися на релевантних даних та зменшує обсяг обчислень.

Для сегментації зображення перетворюються в колірний простір HSV [95] (Hue, Saturation, Value) або Lab (Lightness, a^* , b^*), оскільки ці простори краще відокремлюють інформацію про колір від інформації про яскравість, що полегшує процес сегментації за кольором.

Далі встановлюються порогові значення для компонентів кольору, які відповідають відтінкам, характерним для огірків. Це дозволяє виділити пікселі, що належать до плодів, і відкинути пікселі фону. Наприклад, можна визначити діапазон значень відтінку H, насиченості S та яскравості V, який відповідає зеленому кольору огірків (рис. 4.8).

Після порогової сегментації отримане бінарне зображення може містити шумові артефакти, такі як дрібні об'єкти або прогалини в об'єкті. Для їх усунення застосовуються морфологічні операції. Ерозія видаляє дрібні шумові об'єкти, зменшуючи розміри виділених областей. Дилатація, навпаки, збільшує розміри областей та заповнює прогалини. Комбінація цих операцій (відкриття та закриття) дозволяє покращити якість сегментації (рис. 4.9).

Для виділення контурів об'єктів використовується алгоритм Кенні [96], який ефективно виявляє краєві точки на зображенні. Контури містять важливу інформацію про форму, розмір та геометричні особливості плодів. Ці ознаки можуть бути використані для подальшої класифікації або як додаткові вхідні дані для нейронної мережі.

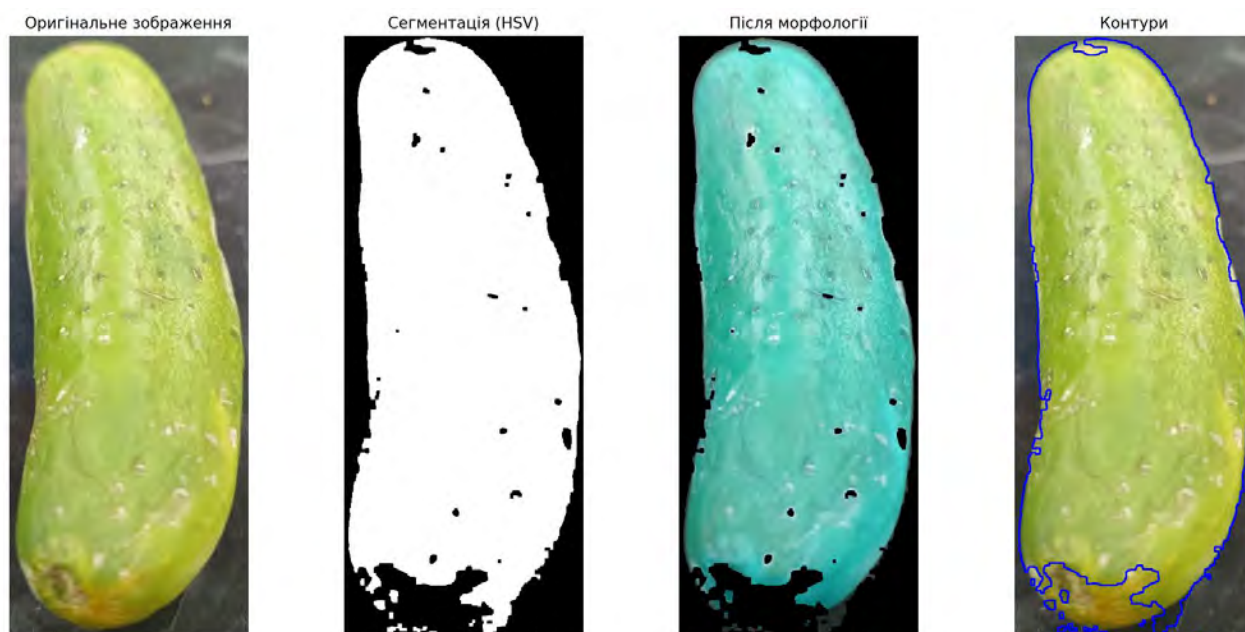


Рис. 4.9. Результати сегментації та виділення контурів огірка

Крім того, може виконуватися аналіз текстури поверхні плоду. Використовуючи методи аналізу текстур, такі як матриця співвідношення рівнів сірого (GLCM) або локальні бінарні патерни (LBP), можна отримати додаткові ознаки, що характеризують поверхневі властивості плодів. Це дозволяє виявити дефекти шкірки, такі як тріщини, плями або пошкодження [98].

4.3. Синтез архітектури нейронної мережі автоматизованого сортування плодів овочевих культур

Розроблена штучна нейронна мережа базується на архітектурі MobileNetV2 [27] (рис. 4.10) з адаптаціями для специфіки задачі класифікації плодів огірків. Архітектура MobileNetV2 обрана через її ефективність та оптимальність для роботи на пристроях з обмеженими ресурсами, що відповідає умовам виробництва.

4.3.1. Визначення структури шарів нейронної мережі автоматизованого сортування плодів овочевих культур

Архітектура мережі складається з кількох послідовних блоків, які забезпечують обробку вхідних зображень та виділення високорівневих ознак для класифікації.

1. Архітектура мережі приймає зображення розміром 224x224 пікселів з трьома кольоровими каналами (RGB), що дозволяє аналізувати фізичні та органолептичні параметри плодів із достатньою деталізацією. Це стандартний розмір входу для більшості сучасних моделей комп'ютерного зору.

2. Перший згортковий шар має ядро 3x3 з кроком 2, що виконує початкову обробку зображення, виділяючи базові ознаки, такі як текстура, краї та форми. На цьому етапі кількість каналів (n) збільшується до 32. Це дозволяє мережі отримати початкові ознаки для подальшої обробки, одночасно зменшуючи просторовий розмір зображення до 112x112 пікселів.

3. Другий етап ($n=16$). Кількість каналів скорочується до 16 завдяки шарові стиснення, що зменшує обчислювальні витрати, але зберігає ключові ознаки. Просторовий розмір зображення зменшується до 56x56 пікселів за рахунок пулінгу (максимального підвибіркування). Це робиться для видалення зайвої інформації, яка не впливає на результат класифікації, та зменшення розмірності.

4. Блоки інверсного залишкового навчання (n змінюється залежно від блоку) формують основу архітектури. Зміна значення n (наприклад, 16, 24, 32 тощо) відбувається на кожному етапі відповідно до складності ознак, які модель намагається виділити. Збільшення кількості каналів дозволяє мережі обробляти більш абстрактні ознаки, такі як складні геометричні форми та взаємозв'язки між текстурними характеристиками.

5. Останній блок ($n=1280$) забезпечує повноцінне виділення високорівневих ознак. На цьому етапі кількість каналів є максимальною, що дозволяє об'єднати всі релевантні ознаки, виділені на попередніх етапах. Просторовий розмір зображення зменшується до 7×7 пікселів.

6. Глобальний середній пулінг перетворює вихідні дані у вектор ознак розміром 1280×1 , усереднюючи значення для кожного каналу. Це робить модель нечутливою до змін просторового розташування ознак та знижує ризик перенавчання.

7. Повнозв'язний шар на базі вихідного вектора класифікує плоди на п'ять класів (бункер для непридатних плодів, конвеєр для вищої якості, конвеєр для незначних дефектів, конвеєр для середньої якості, конвеєр для переробки). Тут кількість вихідних нейронів відповідає кількості класів.

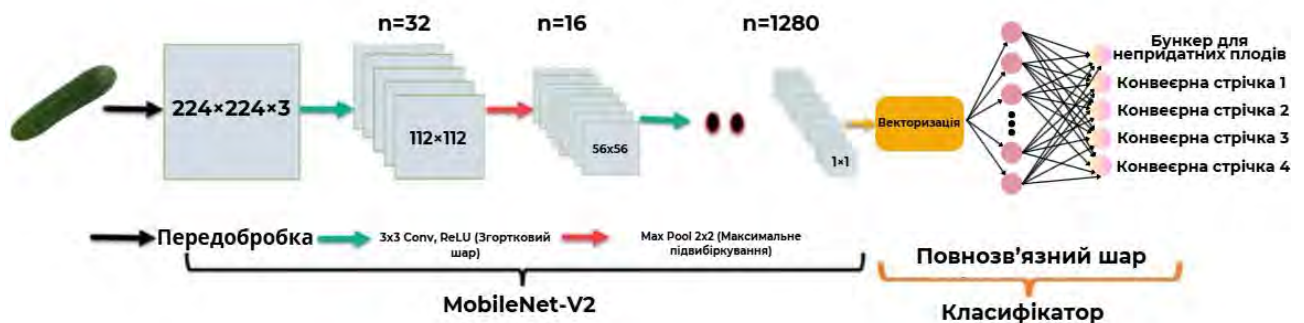


Рис. 4.10. Схема архітектури розробленої ШММ на базі MobileNetV2 [27, 56]

Інверсні залишкові блоки є ключовим елементом архітектури. Вони використовують інверсне залишкове навчання, де замість традиційного додавання залишку до виходу шару, залишок додається до входу. Це дозволяє ефективніше використовувати обчислювальні ресурси та покращує передачу градієнтів під час навчання [98].

Завдяки цій структурі мережа забезпечує стабільну роботу навіть у складних реальних умовах, коли вхідні дані включають плоди з різними розмірами, формами та текстурями. Це робить модель особливо придатною для промислових застосувань, де важливо забезпечити точність і швидкість обробки великого обсягу продукції.

4.3.2. Визначення параметрів шарів і кількості нейронів у шарах штучної нейронної мережі автоматизованого сортування плодів овочевих культур

Для налаштування моделі було обрано параметри, оптимальні для задачі класифікації плодів огірків.

1. Коефіцієнт ширини мережі (width multiplier): встановлено значення 1.0, що відповідає повній ширині моделі. При необхідності для зменшення обчислювальних витрат цей параметр може бути зменшений [83].
2. Розмірність вхідних зображень: використовуються зображення розміром 224x224 пікселів, що є стандартом для MobileNetV2 [27] (рис. 4.10) та забезпечує баланс між деталізацією та обчислювальною ефективністю.
3. Кількість інверсних залишкових блоків: мережа містить 17 таких блоків з різними параметрами розширення та кількістю каналів, що дозволяє виділити ознаки на різних рівнях абстракції.
4. Розмір згорткових ядер: використовуються ядра 3x3 для згорток, які ефективно виявляють локальні патерни на зображеннях.
5. Функції активації: у прихованих шарах використовується ReLU6, яка обмежує значення активацій діапазоном [0,6], що полегшує квантування моделі. У вихідному шарі використовується сигмоїдна функція для перетворення виходу в ймовірність належності до позитивного класу [99].
6. Повнозв'язний шар: містить один нейрон для бінарної класифікації.

Також може бути застосовано додаткове налаштування параметрів, таких як коефіцієнт роздільної здатності (resolution multiplier), що дозволяє змінювати розмір вхідних зображень для зменшення обчислювальних витрат або підвищення точності [83].

4.4. Вибір функцій активації

Функції активації визначають нелінійність моделі та впливають на її здатність до навчання складних патернів. У прихованих шарах використовується функція ReLU₆, яка є модифікацією стандартної ReLU та обмежує вихідні значення верхнім порогом 6. Аналітичний вираз для функції ReLU₆ визначається як [99]:

$$f(x) = \min(\max(0, x), 6). \quad (4.4)$$

Ця функція обмежує вихідні значення в діапазоні [0;6], де:

- При $x < 0$, $f(x) = 0$,
- При $0 \leq x \leq 6$, $f(x) = x$,
- При $x > 6$, $f(x) = 6$.

ReLU₆ допомагає зменшити обчислювальні вимоги, уникнути перенасичення значень у нейронних мережах і полегшити квантування моделі для вбудованих систем.

У вихідному шарі використовується сигмоїдна функція активації, яка перетворює значення в діапазон [0,1]. Аналітичний вираз сигмоїдної функції виглядає так:

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}, \quad (4.5)$$

Ця функція дозволяє інтерпретувати вихідне значення як ймовірність належності до певного класу, що особливо корисно для задач класифікації. Це

допомагає зменшити обчислювальні вимоги та полегшує квантування моделі для вбудованих систем (рис. 4.11).

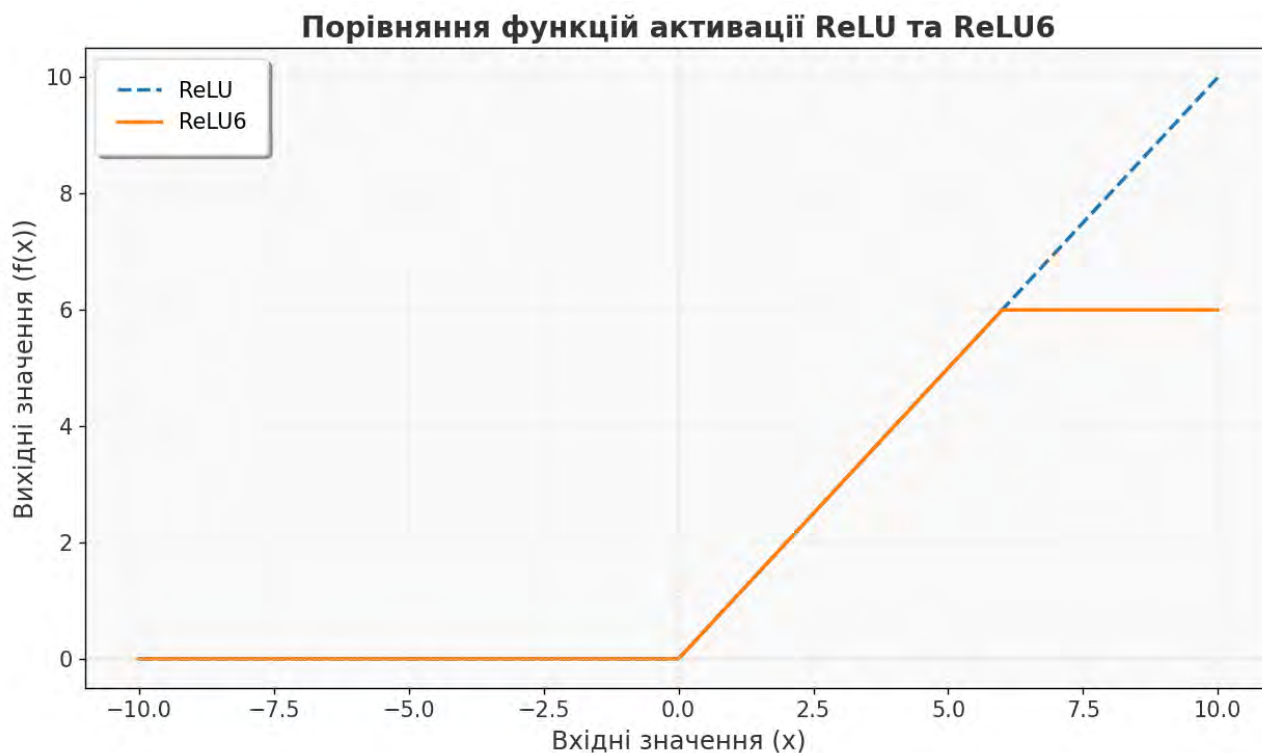


Рис. 4.11. Порівняння функцій активації ReLU та ReLU6 [99]

4.5. Вибір алгоритму навчання штучної нейронної мережі автоматизованого сортування плодів овочевих культур

Вибір оптимального алгоритму навчання є критичним етапом у розробці ефективної штучної нейронної мережі для автоматизованого сортування плодів овочевих культур. Алгоритм навчання визначає, як вагові коефіцієнти мережі оновлюються на основі похибки між передбаченими та фактичними значеннями, що безпосередньо впливає на швидкість збіжності та кінцеву точність моделі.

Серед можливих алгоритмів навчання розглянуто градієнтний спуск, стохастичний градієнтний спуск (SGD), міні-пакетний градієнтний спуск, метод моментуму, Nesterov Accelerated Gradient [100] та адаптивні алгоритми, такі як

AdaGrad [101], RMSProp [102] та Adam [103]. Градієнтний спуск оновлює ваги пропорційно градієнту функції втрат, але вимагає проходження через весь набір даних, що робить його повільним для великих наборів. SGD прискорює навчання, оновлюючи ваги після кожного зразка, але може бути шумним. Міні-паке́тний градієнтний спуск є компромісом між двома попередніми методами, зменшуючи шум та підвищуючи ефективність обчислень.

Метод моментуму додає інерційний термін до оновлення ваг, прискорюючи збіжність та допомагаючи уникати локальних мінімумів. Nesterov Accelerated Gradient вдосконалює цей підхід, обчислюючи градієнт з урахуванням інерції. Адаптивні алгоритми, такі як AdaGrad, RMSProp та Adam, автоматично налаштовують швидкість навчання для кожного параметра. AdaGrad добре працює з рідкісними даними, але може призвести до дуже малих швидкостей навчання. RMSProp вирішує цю проблему, застосовуючи експоненціальне згладжування градієнтів. Алгоритм Adam поєднує ідеї моментуму та RMSProp, використовуючи адаптивні швидкості навчання та враховуючи перші та другі моменти градієнтів [104].

Зважаючи на специфіку задачі автоматизованого сортування плодів, вибір алгоритму повинен враховувати вимоги до швидкої збіжності, стійкості до шуму та адаптивності. Алгоритм Adam відповідає цим вимогам, оскільки забезпечує швидку збіжність навіть на великих та складних наборах даних, автоматично налаштовує швидкість навчання для кожного параметра та менш чутливий до шуму завдяки експоненційному згладжуванню градієнтів.

Параметри оптимізатора Adam були налаштовані наступним чином: швидкість навчання встановлена на рівні 0.001, з можливістю її налаштування за допомогою планувальника швидкості навчання; параметри β_1 і β_2 мають стандартні значення 0.9 та 0.999 відповідно; епсилон встановлений на $1e-8$ для запобігання ділення на нуль. Як функцію втрат було обрано binary cross-entropy (формула 4.6), яка підходить для задач бінарної класифікації та мінімізує різницю між передбаченими та фактичними значеннями [103].

$$L = \frac{-1}{N} \sum_{i=1}^N [y_i \cdot \log(\rho_i) + (1 - y_i) \cdot \log(1 - \rho_i)], \quad (4.6)$$

де N - кількість зразків у наборі даних;

y_i - реальна бінарна мітка для i -го зразка;

$y_i = 1$: зразок належить до класу "не пошкоджений".

$y_i = 0$: зразок належить до класу "пошкоджений".

ρ_i - передбачена ймовірність для i -го зразка.

Якщо ρ_i близьке до 1, модель дуже впевнена, що зразок належить до класу "не пошкоджений".

Якщо ρ_i близьке до 0, модель впевнена, що зразок належить до класу "пошкоджений".

Використання алгоритму Adam дозволило забезпечити ефективне навчання моделі з високою точністю класифікації, що є критично важливим для системи автоматизованого сортування плодів овочевих культур.

4.6. Регуляризація та запобігання перенавчанню штучної нейронної мережі автоматизованого сортування плодів овочевих культур

Перенавчання є однією з головних проблем при навчанні штучних нейронних мереж, коли модель занадто точно відображає навчальні дані, але демонструє низьку продуктивність на нових, невідомих даних. Це особливо актуально під час роботи з великими та складними моделями та вимагає методів регуляризації та інших методів, щоб запобігти переобладнанню.

Основними методами регуляризації є L1 та L2 регуляризація, Dropout, рання зупинка, аугментація даних та нормалізація пакетів. L1-регуляризація (4.7) додає до функції втрат суму абсолютних значень вагових коефіцієнтів, сприяючи розрідженості ваг і допомагаючи виявити найбільш важливі ознаки [105].

$$L_{total1} = L_{original} + \lambda \sum_i |w_i|, \quad (4.7)$$

де $L_{original}$ - кінцеве значення функції втрат, яке враховує як оригінальну втрату, так і регуляризаційний штраф;

λ - гіперпараметр регуляризації, визначає вагу регуляризаційного штрафу в загальній функції втрат;

\sum_i - сума по всіх вагових коефіцієнтах;

$|w_i|$ - абсолютне значення вагового коефіцієнта нейронної мережі для конкретних зв'язків.

L2-регуляризація (4.3) додає суму квадратів вагових коефіцієнтів, зменшуючи їх величину і роблячи модель менш чутливою до шуму в даних (рис. 4.2). Dropout випадково вимикає певний відсоток нейронів під час навчання, запобігаючи надмірній залежності від окремих нейронів та покращуючи здатність моделі до узагальнення [105].

$$L_{total2} = L_{original} + \lambda \sum_i w_i^2, \quad (4.8)$$

де $L_{original}$ - кінцеве значення функції втрат, яке враховує як оригінальну втрату, так і регуляризаційний штраф;

λ - гіперпараметр регуляризації, визначає вагу регуляризаційного штрафу в загальній функції втрат;

\sum_i - сума по всіх вагових коефіцієнтах;

w_i^2 - квадрат вагового коефіцієнта, який визначає силу зв'язку між нейронами.

Рання зупинка моніторить продуктивність моделі на валідаційному наборі та зупиняє навчання, коли продуктивність перестав покращуватися, запобігаючи перенавчанню і зменшуючи час навчання. Аугментація даних збільшує обсяг навчальної вибірки шляхом застосування різних трансформацій до існуючих зразків, таких як повороти, віддзеркалення, зміна яскравості, що покращує здатність моделі до узагальнення та стійкість до варіацій даних. Нормалізація пакетів (Batch Normalization) нормалізує виходи попереднього шару для кожного пакету даних, стабілізуючи процес навчання та дозволяючи використовувати вищі швидкості навчання [106].

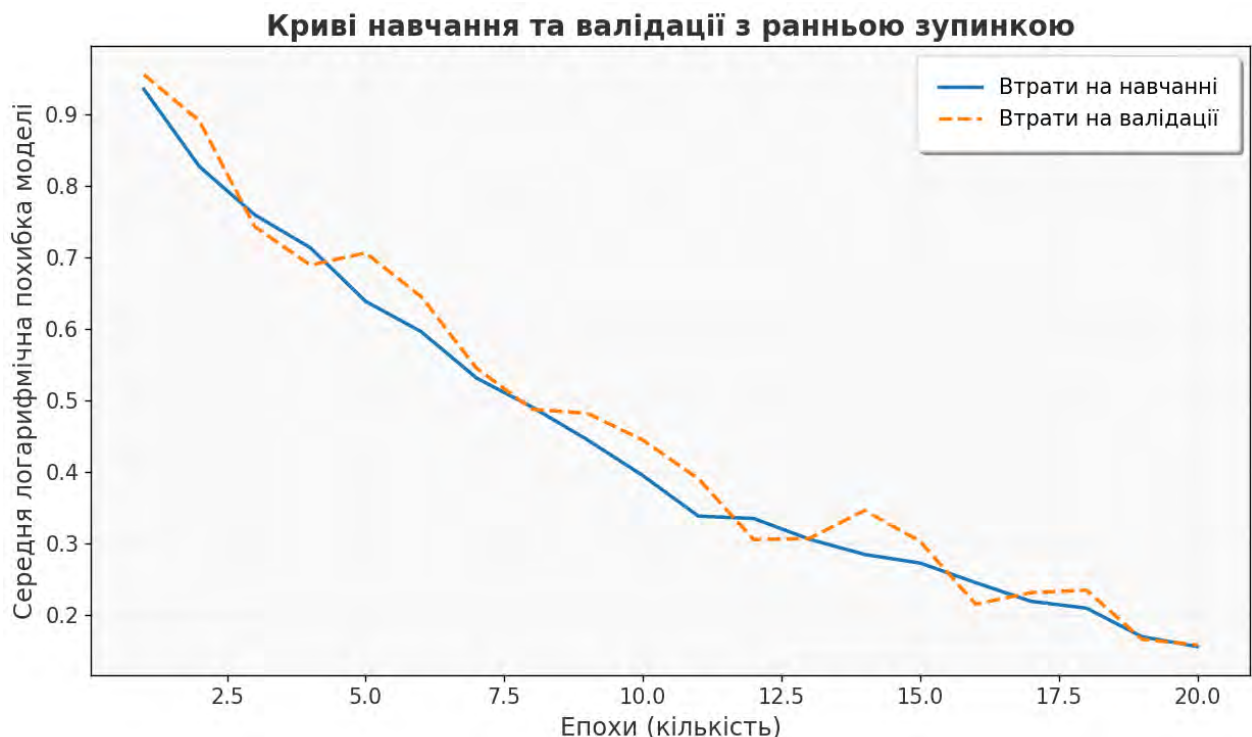


Рис. 4.12. Криві навчання та валідації з ранньою зупинкою

У даному контексті для запобігання перенавчанню було застосовано поєднання цих методів. У повнозв'язних шарах мережі використовувався Dropout з ймовірністю вимкнення нейронів 0.5, що запобігло надмірній залежності від окремих нейронів і сприяло формуванню більш стійких представлень даних. L2-регуляризація була додана до вагових коефіцієнтів шарів з підібраним емпірично коефіцієнтом λ , що зменшило величину ваг та запобігло надмірній складності моделі [104].

Аугментація даних включала різні методи, такі як повороти на випадкові кути, віддзеркалення, зміна яскравості та контрасту, додавання випадкового шуму, що збільшило різноманітність даних та покращило здатність моделі до узагальнення. Рання зупинка була реалізована шляхом моніторингу валідаційної втрати під час навчання та зупинки навчання, якщо втрата не зменшувалася протягом 10 послідовних епох (рис. 4.12). Це дозволило запобігти перенавчанню та зберегти модель з найкращою продуктивністю на валідаційному наборі [104].

Нормалізація пакетів була додана після деяких шарів мережі, що покращило стабільність та швидкість навчання, особливо при використанні великих швидкостей навчання та складних моделей. Застосування цих методів регуляризації дозволило досягти зменшення валідаційної втрати, покращення точності на тестовому наборі та стабільності навчання, що свідчить про успішне запобігання перенавчанню та підвищення здатності моделі до узагальнення [105].

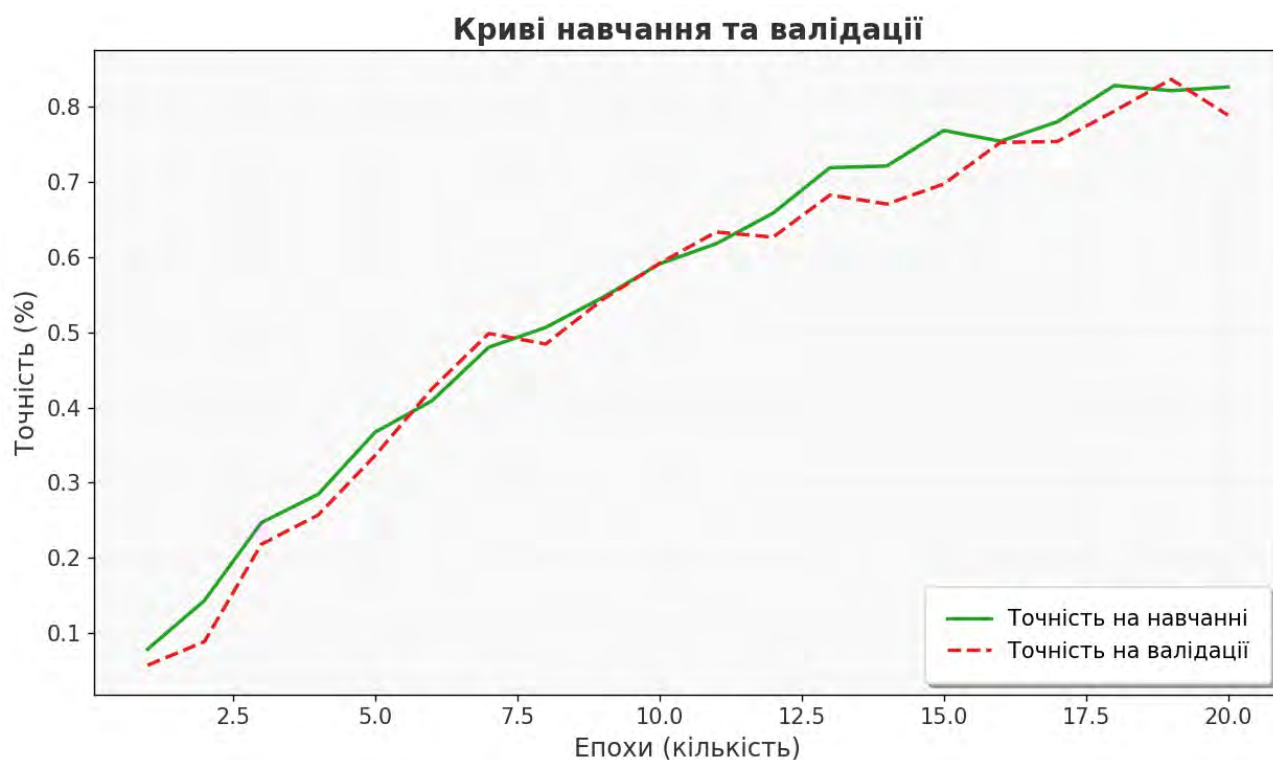


Рис. 4.13. Криві навчання та валідації в залежності від епох

4.7. Інтеграція штучної нейронної мережі автоматизованого сортування плодів овочевих культур в інтелектуальний блок інтелектуальної системи автоматизованого сортування плодів овочевих культур

Після успішної розробки та навчання штучної нейронної мережі наступним важливим етапом є її інтеграція в інтелектуальний блок системи автоматизованого сортування. Цей процес включає підготовку моделі до роботи в реальних умовах, оптимізацію її продуктивності та забезпечення взаємодії з іншими компонентами системи.

Спочатку модель готується до розгортання шляхом експорту у формат, який підтримується цільовою платформою, наприклад, SavedModel або TensorFlowLite для пристроїв на базі TensorFlow [31]. Для зменшення розміру моделі та підвищення швидкості її виконання застосовується квантування, що перетворює вагові коефіцієнти та активації з формату float32 у менш точний

формат, та оптимізація моделі з використанням інструментів, таких як TensorRT від NVIDIA [34].

Вибір апаратної платформи є критичним, оскільки модель повинна виконуватися з високою швидкістю для обробки великого потоку зображень у реальному часі. Використання графічних процесорів (GPU) забезпечує високу паралельність обчислень та значно прискорює виконання моделей глибокого навчання. Для вбудованих систем з обмеженими ресурсами можуть використовуватися пристрої на базі NVIDIA Jetson [48], Google Coral [107] або Intel Movidius x108i.

Розробка програмного інтерфейсу включає отримання зображень з камер у реальному часі, попередню обробку зображень, інтеграцію моделі для прогнозування та передачу результатів до контролера, який керує механізмами сортування. Взаємодія з іншими компонентами системи забезпечується через чітко визначені інтерфейси, що дозволяє контролеру керувати виконавчими механізмами на основі результатів класифікації.

Забезпечення продуктивності та надійності досягається шляхом тестування системи в реальних умовах, оптимізації швидкодії через налаштування параметрів системи та впровадження систем моніторингу, які відстежують стан системи, продуктивність моделі та можливі збої. Це дозволяє своєчасно виявляти та усувати проблеми, забезпечуючи стабільну роботу системи.

Забезпечення безпеки та захисту даних включає шифрування даних, аутентифікацію та авторизацію для запобігання несанкціонованому доступу та втручанню. Масштабованість і гнучкість системи досягаються завдяки модульній архітектурі, яка дозволяє легко оновлювати окремі компоненти без необхідності повного перезавантаження системи, а також підтримує оновлення моделей [109].

Інтеграція з іншими системами підприємства, такими як ERP-системи та бази даних, дозволяє автоматизувати процеси планування, обліку та контролю

якості, забезпечуючи повний цикл управління продукцією від виробництва до реалізації. Користувацький інтерфейс надає можливість оператору відстежувати роботу системи, переглядати результати класифікації, налаштовувати параметри та отримувати сповіщення про можливі проблеми [109].

Врахування особливостей експлуатації, таких як умови навколишнього середовища та забезпечення можливості швидкого обслуговування системи, є важливими для стабільної та ефективної роботи системи в реальних умовах виробництва.

4.8. Висновки по розділу

1. Обґрунтовано вибір архітектури MobileNetV2 та інструментів TensorFlow і Keras, які забезпечують ефективну розробку та навчання моделі глибинного навчання.
2. Реалізовано методи попередньої обробки зображень, включаючи нормалізацію, масштабування, фільтрацію шумів, сегментацію та виділення релевантних характеристик для класифікації.
3. Виконано синтез та налаштування структури нейронної мережі, включаючи вибір функцій активації, структури шарів, кількості нейронів, алгоритму навчання Adam та налаштування гіперпараметрів.
4. Застосовано методи регуляризації (Dropout, L2-регуляризація, рання зупинка), які запобігли перенавчанню та підвищили продуктивність моделі на невідомих даних.
5. Впроваджено аугментацію даних, яка підвищила різноманітність навчальної вибірки та здатність моделі до узагальнення.

6. Інтегровано модель у систему автоматизованого сортування через розробку інтелектуального блоку, оптимізацію роботи моделі в реальних умовах та забезпечення взаємодії з іншими компонентами системи.

7. Проведено тестування моделі, яке підтвердило її стабільну та ефективну роботу в режимі реального часу.

8. Встановлено, що автоматизація процесу сортування сприяє підвищенню якості продукції, зменшенню витрат на ручну працю та підвищенню швидкості обробки.

9. Запропоновано можливості для подальшого розвитку системи, включаючи детекцію множинних об'єктів, класифікацію за додатковими параметрами, прогнозування терміну зберігання продукції та масштабування для інших видів продукції.

5. НАВЧАННЯ ТА ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ, ЯК ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ МОДЕЛІ АВТОМАТИЗОВАНОГО СОРТУВАННЯ ПЛОДІВ ОВОЧЕВИХ КУЛЬТУР

5.1. Підготовка навчальної бази даних для автоматизованого сортування плодів овочевих культур

Підготовка якісної та репрезентативної навчальної бази даних є фундаментальним етапом у навчанні штучної нейронної мережі (ШНМ) для автоматизованого сортування плодів овочевих культур. Якість та різноманітність даних безпосередньо впливають на здатність моделі до узагальнення та її ефективність у реальних умовах.

Для створення навчальної бази даних було зібрано 1003 зображення плодів огірків, з яких 803 зображення використовувалися для навчання та валідації, а 200 зображень - для тестування. Зображення охоплювали різні сорти огірків, ступені зрілості, а також плоди з різними типами дефектів. Зйомка здійснювалася в різних умовах освітлення, з різних кутів огляду та на різних фонах, щоб максимально відобразити різноманітність реальних ситуацій на виробництві.

Збір даних проводився з використанням цифрових камер високої роздільної здатності. Особлива увага приділялася забезпеченню різноманітності зображень. Використовувалися різні режими освітлення: природне світло, штучне освітлення, а також змішане. Це дозволило моделювати різні умови, в яких може працювати система сортування. Крім того, варіювалися налаштування камери, такі як експозиція, баланс білого та фокусна відстань, щоб отримати зображення з різними характеристиками.

Плоди розміщувалися на різних фонах: на конвеєрній стрічці, на нейтральному фоні та на фоні з текстурами. Також вони фотографувалися з

різних кутів та в різних положеннях, щоб модель навчилася розпізнавати плоди незалежно від їхньої орієнтації та позиції. Це важливо, оскільки в реальних умовах плоди можуть знаходитися в різних положеннях на конвеєрі.

Після збору зображень був проведений процес розмітки даних. Розмітка здійснювалася вручну експертами, які класифікували кожне зображення як "пошкоджений" або "непошкоджений" плід. Для цього використовувалися спеціалізовані програмні засоби, які дозволяли ефективно організувати та каталогізувати дані. Критерії класифікації були визначені заздалегідь і включали наявність механічних пошкоджень, плям, деформацій та інших дефектів, що впливають на якість плоду [110].

Для зручності подальшої обробки дані були організовані в директорії `dataset/damaged` та `dataset/undamaged` (рис. 5.1), відповідно до їхніх класів. Це дозволило використовувати стандартні засоби бібліотеки Keras [32] для завантаження та обробки даних.

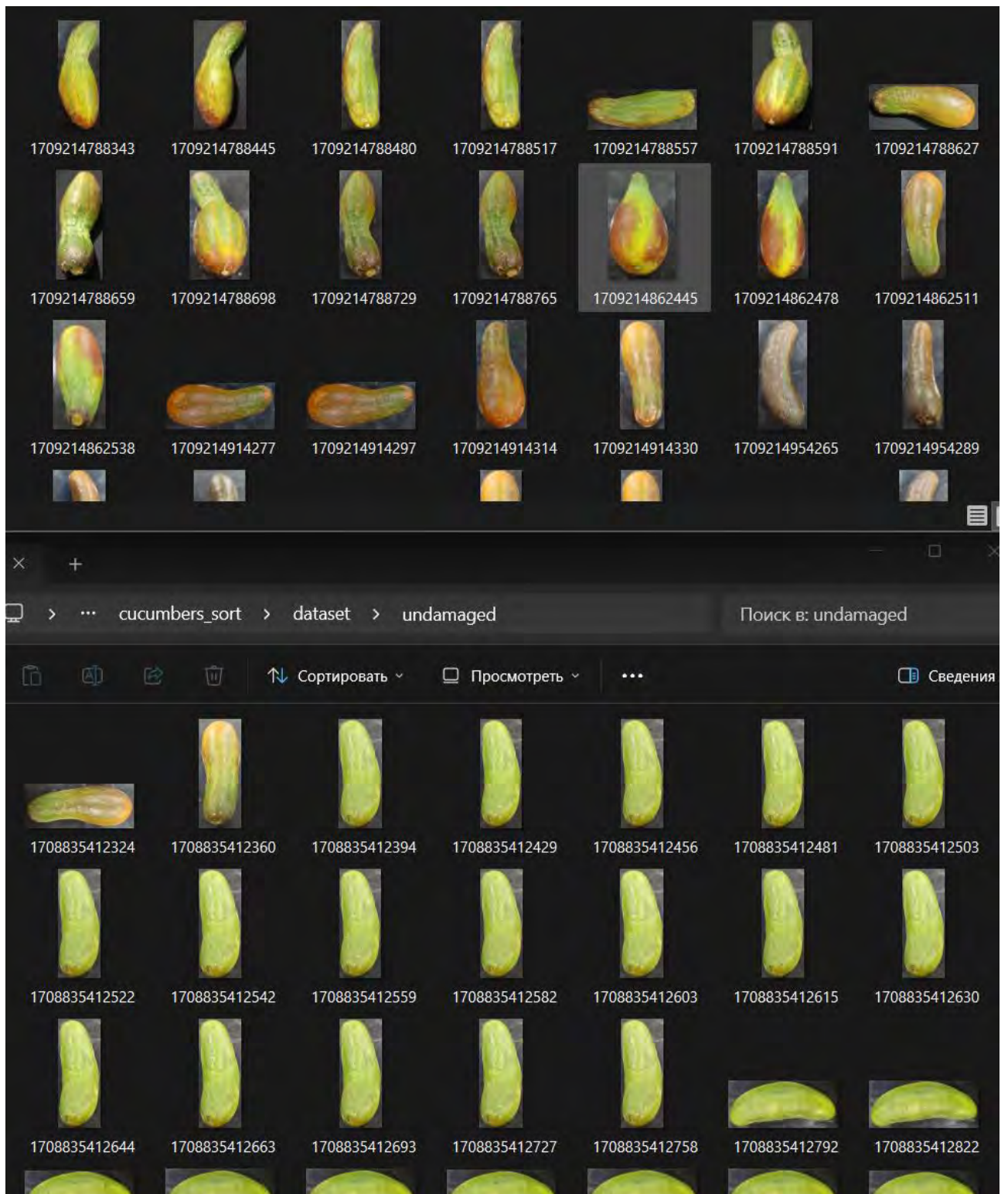


Рис. 5.1. Розподілення по директоріям відповідно класам

Оскільки обсяг зібраних даних був відносно невеликим, особливо для задачі глибинного навчання, було вирішено застосувати методи аугментації даних.

Аугментація дозволяє збільшити різноманітність даних шляхом застосування різних трансформацій до існуючих зображень, що підвищує здатність моделі до узагальнення та зменшує ризик перенавчання.

У процесі аугментації використовувалися такі трансформації:

1. Повороти зображень на випадкові кути в діапазоні від -20° до $+20^\circ$, що моделює різні орієнтації плодів на конвеєрі та дозволяє моделі бути стійкою до змін кута зйомки.
2. Зсуви по ширині та висоті до 20% від розміру зображення, що імітує можливі зміщення плодів на стрічці конвеєра.
3. Горизонтальне віддзеркалення для подвоєння кількості зображень та моделювання різних розташувань плодів.
4. Масштабування та зміна розміру, що моделює різні відстані до камери та розміри плодів.
5. Зміна яскравості та контрасту для моделювання різних умов освітлення, що підвищує стійкість моделі до змін у зовнішніх умовах.

Для реалізації аугментації був використаний клас `ImageDataGenerator` з бібліотеки `Keras`, що дозволяє застосовувати ці трансформації "на льоту" під час навчання, не зберігаючи всі трансформовані зображення на диску, що економить простір та ресурси.

Після аугментації дані були розподілені на навчальний та валідаційний набори з використанням параметра `validation_split=0.2`, що забезпечило поділ даних на 80% для навчання та 20% для валідації (рис. 5.2). Це важливо для оцінки продуктивності моделі під час навчання та запобігання перенавчанню. Тестовий набір з 200 зображень був відкладений окремо та не використовувався під час навчання чи валідації. Він буде використовуватися для остаточної оцінки моделі після навчання.

```
datagen = ImageDataGenerator(  
    rescale=1./255,  
    validation_split=0.2,  
    rotation_range=20,  
    width_shift_range=0.2,  
    height_shift_range=0.2,  
    horizontal_flip=True  
)
```

Рис. 5.2. Розподілення на навчальний та валідаційний набори

5.2. Вибір та налаштування архітектури нейронної мережі

Вибір відповідної архітектури нейронної мережі є ключовим фактором для успішного вирішення задачі класифікації зображень, особливо в умовах обмежених ресурсів та вимог до роботи в реальному часі. Для даної задачі було обрано архітектуру MobileNetV2, яка є сучасною та ефективною моделлю для мобільних та вбудованих систем.

MobileNetV2 використовує концепцію глибинно-сепарабельних згорток (depthwise separable convolutions), що дозволяє значно зменшити кількість параметрів та обчислювальну складність порівняно з традиційними згортковими нейронними мережами. Це досягається шляхом розділення стандартної згортки на два етапи:

1. Глибинна згортка (depthwise convolution) виконується окремо для кожного каналу, що дозволяє ефективно виділяти просторові ознаки.
2. Точкова згортка (pointwise convolution) з ядром 1x1 поєднує інформацію між каналами, дозволяючи моделі вчитися взаємодії між різними ознаками.

Крім того, MobileNetV2 [27] вводить інверсні залишкові блоки (inverted residual blocks) та лінійні бутильовані шари (linear bottlenecks), що покращує передавання градієнтів під час навчання та зберігає важливу інформацію, зменшуючи втрати при проходженні сигналу через мережу.

Базова модель MobileNetV2 була завантажена з попередньо навченими вагами на наборі даних ImageNet [40] (рис. 5.3), який містить понад мільйон зображень та 1000 класів. Це дозволяє використати вже набуті знання моделі про загальні ознаки зображень, такі як краї, текстури та форми.

Фрагмент коду надається за звернення до авторів

Рис. 5.3. Завантаження базової моделі MobileNetV2 [27]

Оскільки наша задача є бінарною класифікацією (класи "пошкоджений" та "непошкоджений"), верхні шари базової моделі, які відповідають за класифікацію на 1000 класів, були видалені (include_top=False(рис. 5.4)). Це дозволяє додати власні шари, адаптовані до нашої конкретної задачі.

```
34 base_model = MobileNetV2(weights='imagenet', include_top=False, input_shape=(224, 224, 3))
```

Рис. 5.4. Завантаження базової моделі без верхніх шарів

До базової моделі було додано шар глобального середнього пулінгу (GlobalAveragePooling2D [111]), який зменшує розмірність ознак, перетворюючи двовимірний тензор ознак у одновимірний вектор (рис. 5.5). Це допомагає зменшити кількість параметрів та уникнути перенавчання.

Фрагмент коду надається за звернення до авторів

Рис. 5.5. Додавання власних верхніх шарів

Потім було додано вихідний повнозв'язний шар з одним нейроном (рис. 5.5) та сигмоїдною функцією активації (`Dense(1, activation='sigmoid')`) [112]. Сигмоїдна активація повертає значення в діапазоні від 0 до 1, що інтерпретується як ймовірність належності зображення до класу "пошкоджений" або "непошкоджений".

```
42 model = Model(inputs=base_model.input, outputs=predictions)
```

Рис. 5.6. Створення повної моделі

Важливим аспектом є те, що базова модель має вхідний розмір зображення (224, 224, 3), тому всі зображення під час навчання та передбачення повинні бути приведені до цього розміру (рис. 5.6).

5.3. Методологія навчання нейронної мережі

Навчання моделі проводилося у два етапи:

1. Попереднє навчання верхніх шарів: на цьому етапі всі шари базової моделі були заморожені, тобто їхні ваги не змінювалися під час навчання. Це дозволяє використовувати попередньо навчені ознаки для виділення важливих характеристик зображень, уникнути перенавчання та зменшити час навчання. Навчалися лише додані верхні шари, які адаптують модель до нашої конкретної задачі.

2. Тонке налаштування всієї моделі: після початкового навчання верхніх шарів були розморожені всі шари базової моделі, і навчання проводилося на всіх вагах. Це дозволяє моделі краще адаптуватися до специфічних ознак наших даних, виявляючи тонкі відмінності між класами.

З огляду на відносно невеликий обсяг навчальних даних та складність задачі, було вирішено використати підхід перенесення навчання. Перенесення навчання дозволяє використовувати знання, набуті моделлю під час навчання на великому наборі даних, для вирішення схожих задач з меншими обсягами даних. Це особливо корисно, коли збирання великої кількості даних є складним або ресурсномістким [110].

Фрагмент коду надається за звернення до авторів

Рис. 5.7. Генерація наборів зображень для навчання та валідації

Для забезпечення ефективного навчання використовувалися генератори даних ImageDataGenerator (рис. 5.7), які виконують аугментацію та нормалізацію зображень в режимі реального часу. Це дозволяє моделі бачити більше варіацій даних та покращує її здатність до узагальнення (рис. 5.8).

Фрагмент коду надається за звернення до авторів

Рис. 5.8. Генератори для навчального та валідаційного наборів

Компіляція моделі для першого етапу навчання здійснювалася з використанням оптимізатора Adam (рис. 5.9), функції втрат `binary_crossentropy` та метрики `accuarcy`. Оптимізатор Adam [103] був обраний через його ефективність та адаптивне регулювання швидкості навчання.

Фрагмент коду надається за звернення до авторів

Рис. 5.9. Заморожування шарів та компіляції моделі

Для другого етапу, після розморожування всіх шарів базової моделі, швидкість навчання була зменшена до $1e-5$ (рис. 5.10), щоб уникнути великих змін у вагових коефіцієнтах та зберегти попередньо набуті знання.

```
for layer in base_model.layers:  
    layer.trainable = True  
  
model.compile(optimizer=tf.keras.optimizers.Adam(learning_rate=1e-5), loss='binary_crossentropy', metrics=['accuracy'])
```

Рис. 5.10. Розморожування шарів та повторної компіляції моделі

5.4. Використання методів запобігання перенавчанню

Перенавчання (overfitting) є поширеною проблемою в глибокому навчанні, коли модель демонструє високу точність на навчальних даних, але погано узагальнює на нових, невідомих їй даних. Для запобігання перенавчанню в нашій моделі були застосовані різні методи, які дозволяють покращити її здатність до узагальнення.

Одним із основних методів є аугментація даних, яка збільшує різноманітність навчальної вибірки шляхом застосування випадкових трансформацій до зображень. Це дозволяє моделі бути стійкою до змін у розташуванні, масштабі та орієнтації об'єктів, а також до варіацій в умовах освітлення та фону. Завдяки аугментації модель отримує більше інформації про можливі варіації об'єктів, що покращує її здатність до узагальнення [114].

Також були використані спеціальні колбеки під час навчання, які допомагають контролювати процес та запобігати перенавчанню:

1. `EarlyStopping` (рис. 5.11). Цей колбек дозволяє припинити навчання, якщо валідаційна функція втрат перестає покращуватися протягом заданої кількості епох (у нашому випадку - 5 епох). Це допомагає уникнути ситуації, коли модель починає перенавчатися на навчальних даних після досягнення оптимальної точки на валідаційних даних [115].

Фрагмент коду надається за звернення до авторів

Рис. 5.11. Колбек `EarlyStopping` [115]

2. `ReduceLROnPlateau` (рис. 5.12). Цей колбек зменшує швидкість навчання, якщо валідаційна функція втрат не покращується протягом певної кількості епох (у нашому випадку - 3 епохи). Зменшення швидкості навчання може допомогти моделі подолати плато в процесі оптимізації та уникнути локальних мінімумів [116].

Фрагмент коду надається за звернення до авторів

Рис. 5.12. Колбек `ReduceLROnPlateau` [116]

Моніторинг навчання також відіграє важливу роль у запобіганні перенавчанню. Під час навчання були побудовані графіки зміни функції втрат та точності на навчальних та валідаційних даних. Це дозволило візуально оцінити процес навчання та вчасно виявити ознаки перенавчання. Якщо різниця між точністю на навчальних та валідаційних даних починала збільшуватися, це слугувало сигналом про можливе перенавчання.

Хоча регуляризація не була використана в початкових експериментах, вона може бути додана до моделі для подальшого запобігання перенавчанню. Регуляризація включає в себе методи, які додають штраф за складність моделі, що змушує її зберігати ваги в межах певних значень та запобігає надмірній підгонці до навчальних даних [117]. Це може бути реалізовано через:

1. Dropout - випадкове вимикання нейронів під час навчання, що змушує модель бути стійкою до втрати інформації та покращує її здатність до узагальнення [114].

2. L1/L2-регуляризація - додавання штрафу за великі значення вагових коефіцієнтів, що зменшує складність моделі [117].

Використання даних методів може допомогти моделі стати більш стійкою до перенавчання та покращити її здатність до узагальнення на нових даних.

5.5. Процес навчання моделі

Навчання моделі проводилося з використанням генераторів даних `train_generator` та `validation_generator`, які були налаштовані на виконання аугментації даних та нормалізацію (рис. 5.13).

Фрагмент коду надається за звернення до авторів

Рис. 5.13. Код для запуску навчання на першому етапі

Під час першого етапу навчання (рис. 5.13) модель навчалася протягом 10 епох. Результати показали поступове покращення точності та зменшення функції втрат на навчальному та валідаційному наборах. Наприклад, точність на

валідаційному наборі зросла з 70.17% до 96.13%, а функція втрат зменшилася з 0.5893 до 0.1140 (рис. 5.14).

```
Epoch 1/10  
26/26 ————— 0s 697ms/step - accuracy: 0.7017 - loss: 0.5893  
  
Epoch 10/10  
26/26 ————— 21s 822ms/step - accuracy: 0.9613 - loss: 0.1140
```

Рис. 5.14. Вивід результатів навчання

Після завершення першого етапу були розморожені всі шари базової моделі (рис. 5.15), і навчання продовжилось з меншою швидкістю навчання на другому етапі.

Фрагмент коду надається за звернення до авторів

Рис. 5.15. Код для запуску навчання на другому етапі

Під час другого етапу навчання спостерігалось зниження точності на валідаційному наборі, що може свідчити про перенавчання (рис. 5.16).

```

Epoch 1/10
26/26 ██████████ 72s 2s/step - accuracy: 0.8934 - loss: 0.2797
Epoch 2/10
26/26 ██████████ 52s 2s/step - accuracy: 0.9452 - loss: 0.1681
Epoch 3/10
26/26 ██████████ 51s 2s/step - accuracy: 0.9544 - loss: 0.1459
Epoch 4/10
26/26 ██████████ 51s 2s/step - accuracy: 0.9657 - loss: 0.1115
Epoch 5/10
26/26 ██████████ 51s 2s/step - accuracy: 0.9736 - loss: 0.1186

```

Рис. 5.16. Зниження точності на валідаційному наборі

Це вказує на те, що можливо, варто було б застосувати додаткові методи регуляризації, такі як Dropout або L2-регуляризація [117], або збільшити обсяг навчальних даних. Аналіз результатів показав, що модель почала підлаштовуватися під специфічні особливості навчальних даних, втрачаючи здатність до узагальнення. Це може бути пов'язано з недостатнім обсягом даних для повного перенавчання базової моделі або з необхідністю застосування додаткових методів регуляризації.

Після завершення навчання модель була збережена для подальшого використання (рис. 5.17)

```

73 model.save('cucumber_defect_model.keras')

```

Рис.5.17. Збереження моделі

5.6. Експериментальні дослідження на тестових даних

Після завершення навчання модель була оцінена на тестовому наборі, що складався зі 200 зображень. Тестовий набір не використовувався під час навчання або валідації, що забезпечує об'єктивну оцінку здатності моделі до узагальнення. Основна мета цього етапу - перевірка продуктивності моделі у реальних умовах, які можуть виникнути під час автоматизованого сортування плодів.

```
7/7 ————— 5s 499ms/step
Confusion Matrix:
[[91  9]
 [ 1 99]]
Classification Report:

```

	precision	recall	f1-score	support
damaged	0.99	0.91	0.95	100
undamaged	0.92	0.99	0.95	100
accuracy			0.95	200
macro avg	0.95	0.95	0.95	200
weighted avg	0.95	0.95	0.95	200

Рис.5.18. Результати тестування навченої моделі

Результати тестування підтвердили високу ефективність моделі, яка досягла точності 95%. Це означає, що модель змогла правильно класифікувати більшість зразків, незалежно від умов освітлення або позиції плодів. Аналіз матриці точності (табл. 5.1) показав, що з 200 зразків лише 10 були класифіковані неправильно. З них 9 випадків припадають на помилкову класифікацію

пошкоджених плодів як непошкоджених, і лише 1 раз модель помилково віднесла непошкоджений плід до категорії пошкоджених.

Таблиця 5.1

Матриця точності тестування ШНМ

Реальний клас	Передбачено: damaged	Передбачено: undamaged
damaged	91%	9%
undamaged	1%	99%

Модель правильно класифікувала 91% пошкоджених плодів, однак у кількох випадках не змогла виявити дрібні або приховані дефекти. Водночас, висока точність класифікації непошкоджених плодів (99%) свідчить про надійність моделі в ідентифікації зразків, які відповідають стандартам якості.

Детальний аналіз продуктивності моделі проводився за допомогою звіту класифікації. Основні показники включають точність (precision), повноту (recall) та збалансовану метрику F1.

Таблиця 5.2.

Показники продуктивності

Клас	Частка зразків, передбачених як певний клас, які дійсно належать до цього класу (%)	Частка зразків певного класу, які модель правильно ідентифікувала (%)	Середнє значення між Precision та Recall, що враховує їх баланс (F1-score, %)	Кількість реальних зразків для кожного класу (шт)	Продуктивність (шт/год)
damaged	99	91	95	100	250
undamaged	92	99	95	100	250

Загальні	95	95	95	200	500
----------	----	----	----	-----	-----

Результати тестування виявили кілька особливостей. Найбільш поширеною помилкою було віднесення пошкоджених плодів до класу "undamaged". Це може бути пов'язано з малопомітними дефектами або дефектами, які перебували на краю зображення. В окремих випадках модель також демонструвала чутливість до змін умов освітлення чи фону. Це вказує на можливість покращення через більш різноманітну аугментацію даних або вдосконалення алгоритмів попередньої обробки.

Експериментальні дослідження підтвердили, що розроблена модель є надійною та здатною до ефективної класифікації зображень. Точність у 95% (табл.5.2) свідчить про високу якість моделі, однак аналіз помилок вказує на необхідність подальшого вдосконалення. Для покращення продуктивності рекомендується збільшити навчальну вибірку, додати приклади з малопомітними дефектами та оптимізувати підхід до аугментації.

5.7. Висновки по розділу

1. Проведено підготовку навчальної бази даних, яка включала збір 1003 зображень плодів огірків із різними характеристиками, ступенями зрілості та дефектами. Дані були розподілені на навчальну, валідаційну та тестову вибірки, що забезпечило ефективність моделі при навчанні та тестуванні.

2. Виконано розмітку зібраних даних, що дозволило класифікувати зображення за категоріями "пошкоджений" та "непошкоджений". Було застосовано ручну розмітку, забезпечуючи точність класифікації для навчання нейронної мережі.

3. Реалізовано аугментацію даних із використанням методів поворотів, зсувів, горизонтального віддзеркалення, масштабування та зміни яскравості. Це значно підвищило різноманітність навчальної вибірки та здатність моделі до узагальнення.

4. Обрано архітектуру MobileNetV2 [27], яка оптимально підходить для задач класифікації в умовах обмежених ресурсів. Модель була адаптована до задачі за допомогою перенесення навчання, що дозволило зберегти знання, отримані на попередньо навчених наборах даних.

5. Навчання моделі проводилося у два етапи: початкове навчання верхніх шарів із замороженими вагами базової моделі та тонке налаштування всієї моделі з меншою швидкістю навчання. Це забезпечило баланс між точністю та здатністю моделі до узагальнення.

6. Для запобігання перенавчанню були використані методи регуляризації, такі як аугментація даних, рання зупинка (EarlyStopping) та зменшення швидкості навчання (ReduceLROnPlateau). Ці методи допомогли уникнути перенавчання та підвищити стабільність моделі.

7. Експериментальні дослідження показали, що модель досягає точності 95% на тестовій вибірці, демонструючи високу ефективність у класифікації пошкоджених та непошкоджених плодів. Аналіз помилок вказав на основні напрями вдосконалення, зокрема розширення навчальної вибірки та покращення алгоритмів обробки зображень.

8. Проведений аналіз продуктивності моделі за основними метриками (точність, повнота, F1) підтвердив її надійність і придатність для реального використання у системі автоматизованого сортування.

6. ОПТИМІЗАЦІЯ ТА ІНТЕГРАЦІЯ МОДЕЛІ В СИСТЕМУ АВТОМАТИЗОВАНОГО СОРТУВАННЯ ПЛОДІВ ОВОЧЕВИХ КУЛЬТУР

6.1. Оптимізація моделі для роботи в реальному часі

Реалізація системи автоматизованого сортування плодів овочевих культур вимагає від моделі здатності працювати в реальному часі з мінімальними затримками. Це особливо важливо в умовах високої продуктивності конвеєрів, де кожна затримка може призвести до накопичення продукції та зниження ефективності виробництва. Тому оптимізація моделі для роботи в реальному часі є критичною складовою успішної інтеграції в промислове середовище.

Першим кроком в оптимізації є зменшення обчислювальної складності моделі. Хоча MobileNetV2 [27] вже є оптимізованою архітектурою для мобільних та вбудованих систем, додаткові кроки можуть бути здійснені для подальшого зменшення навантаження на апаратне забезпечення. Одним із таких кроків є квантування моделі, яке полягає в перетворенні вагових коефіцієнтів та активацій з формату з плаваючою комою високої точності (наприклад, float32) у менш точні формати, такі як float16 або int8. Це дозволяє значно зменшити обсяг пам'яті, необхідний для зберігання моделі, а також прискорити виконання обчислень, особливо на пристроях, які мають апаратну підтримку цих форматів [118].

Квантування може бути виконане кількома способами. Пост-тренувальне квантування виконується після навчання моделі без необхідності повторного навчання. Це простий та швидкий спосіб зменшити розмір моделі, проте може призвести до незначної втрати точності (табл. 6.1). Квантування з врахуванням навчання передбачає, що модель навчається з врахуванням майбутнього квантування, що дозволяє зберегти високу точність після квантування. Цей метод вимагає додаткового навчання, але може забезпечити кращі результати [118].

Залежність точності класифікації та розмірів моделі до та після квантування

Параметр	До квантування	Після квантування
Розмір моделі	10 МВ	2.5 МВ
Час обробки одного кадру	50 мс	33 мс
Точність	96%	95%

У даному випадку було застосовано пост-тренувальне квантування з використанням інструментів TensorFlow Lite (рис. 6.1). Результатом є модель у форматі .tflite, яка має значно менший розмір та оптимізована для виконання на вбудованих пристроях. Це дозволяє ефективно розгорнути модель на апаратних платформах з обмеженими ресурсами, таких як одноплатні комп'ютери або спеціалізовані модулі для вбудованих систем.

Фрагмент коду надається за звернення до авторів

Рис. 6.1. Конвертація моделі з повним інтегерним квантуванням

Додатково, для подальшого прискорення виконання моделі було застосовано оптимізацію графу обчислень з використанням інструменту TensorRT від NVIDIA (рис. 6.2). TensorRT дозволяє злиття шарів, видалення зайвих операцій та використання спеціалізованих обчислювальних блоків апаратної платформи. Це забезпечує максимальну продуктивність моделі на цільовому обладнанні [119].

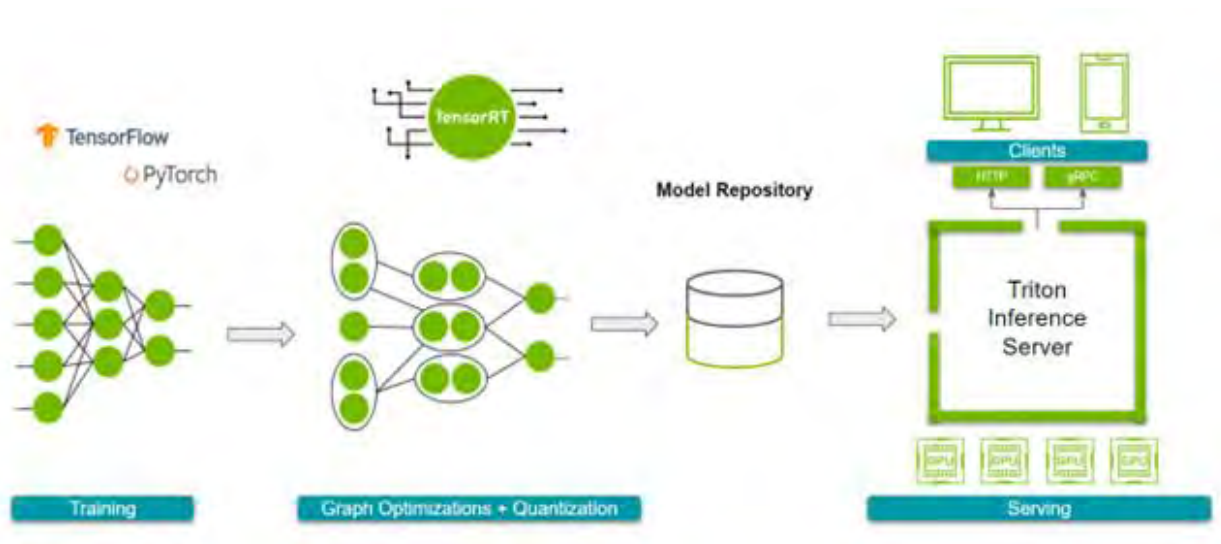


Рис. 6.2. Оптимізація та розгортання DL-моделей за допомогою TensorRT і NVIDIA Triton [119]

Для забезпечення високої продуктивності модель була розгорнута на апаратних платформах, які мають апаратну підтримку обчислень глибокого навчання. Було розглянуто такі варіанти: NVIDIA Jetson Nano [48], NVIDIA Jetson Xavier NX та Google Coral [107]. Вибір платформи залежав від вимог до продуктивності та бюджетних обмежень. Для наших цілей було обрано NVIDIA Jetson Xavier NX, оскільки він забезпечував необхідну продуктивність для обробки зображень у реальному часі.

Після оптимізації модель була протестована на обраній апаратній платформі. Було проведено вимірювання таких показників, як час обробки одного зображення, пропускна здатність та використання ресурсів. Результати тестування показали, що модель здатна обробляти до 30 зображень на секунду, що перевищує вимоги реального часу для більшості конвеєрів сортування. Час обробки одного зображення становив близько 33 мілісекунд, що є прийнятним для наших цілей [119].

При оптимізації моделі завжди існує компроміс між точністю та швидкістю. Застосування квантування та інших оптимізацій може призвести до незначної втрати точності. У нашому випадку після квантування модель зберегла точність класифікації на рівні 95% (табл. 6.1), що є прийнятним для промислового

застосування. Проведення ретельного тестування та порівняння результатів до та після оптимізації дозволило переконатися, що зниження точності є незначним і не вплине суттєво на роботу системи.

Оптимізація моделі для роботи в реальному часі є комплексним процесом, який включає як програмні, так і апаратні аспекти. Застосування квантування, оптимізації графу обчислень та використання апаратних прискорювачів дозволило досягти необхідної продуктивності без значної втрати точності. Ці кроки забезпечують основу для успішної інтеграції моделі в систему автоматизованого сортування, що дозволяє працювати ефективно та надійно в умовах реального виробництва [119].

6.2. Інтеграція запропонованої моделі для класифікації в інтерфейс системи автоматизованого сортування плодів овочевих культур

Інтеграція штучної нейронної мережі (ШНМ) у графічний інтерфейс користувача (GUI) стала важливим етапом у реалізації системи автоматизованого сортування овочів. Ця інтеграція забезпечила не лише функціональність, але й зручність використання системи. Основний акцент було зроблено на розробці інтерфейсу, що дозволяє контролювати процес сортування в режимі реального часу, спрощує взаємодію з алгоритмами класифікації та сегментації зображень, а також забезпечує можливість оперативного збереження результатів.

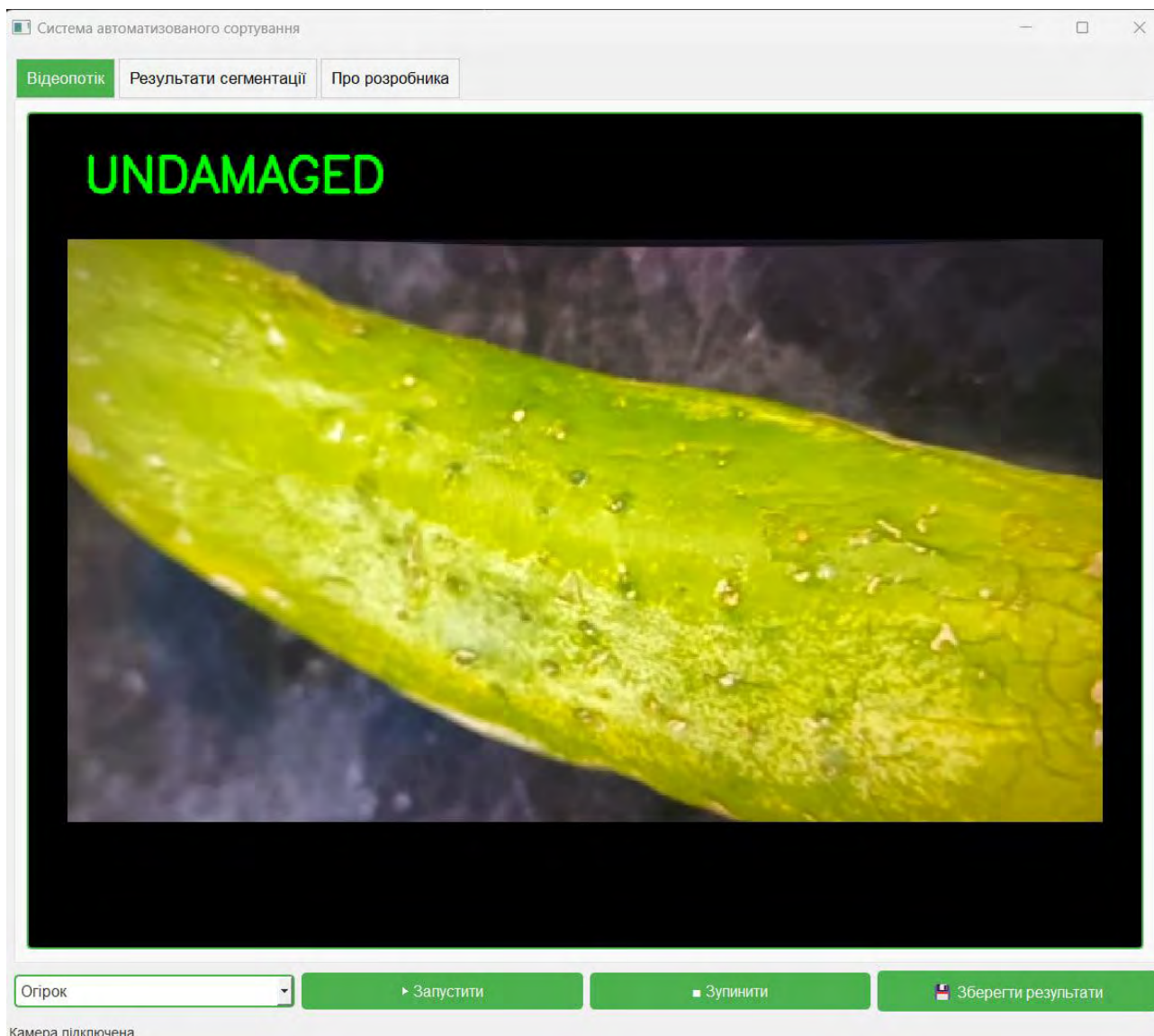


Рис. 6.3. Вкладка “Відеопотік” з накладеними результатами класифікації

Перша вкладка інтерфейсу - "Відеопотік" - є основним робочим простором для користувача. Вона дозволяє спостерігати за поточним відеопотоком із камери, на який накладаються результати класифікації: "DAMAGED" (пошкоджений овоч) або "UNDAMAGED" (непошкоджений овоч)(рис. 6.3). У нижній частині вікна розміщені елементи управління, які включають вибір категорії овочів через випадаючий список (рис. 6.4), запуск або зупинку роботи системи за допомогою відповідних кнопок, а також можливість зберегти оброблений кадр із результатами аналізу.

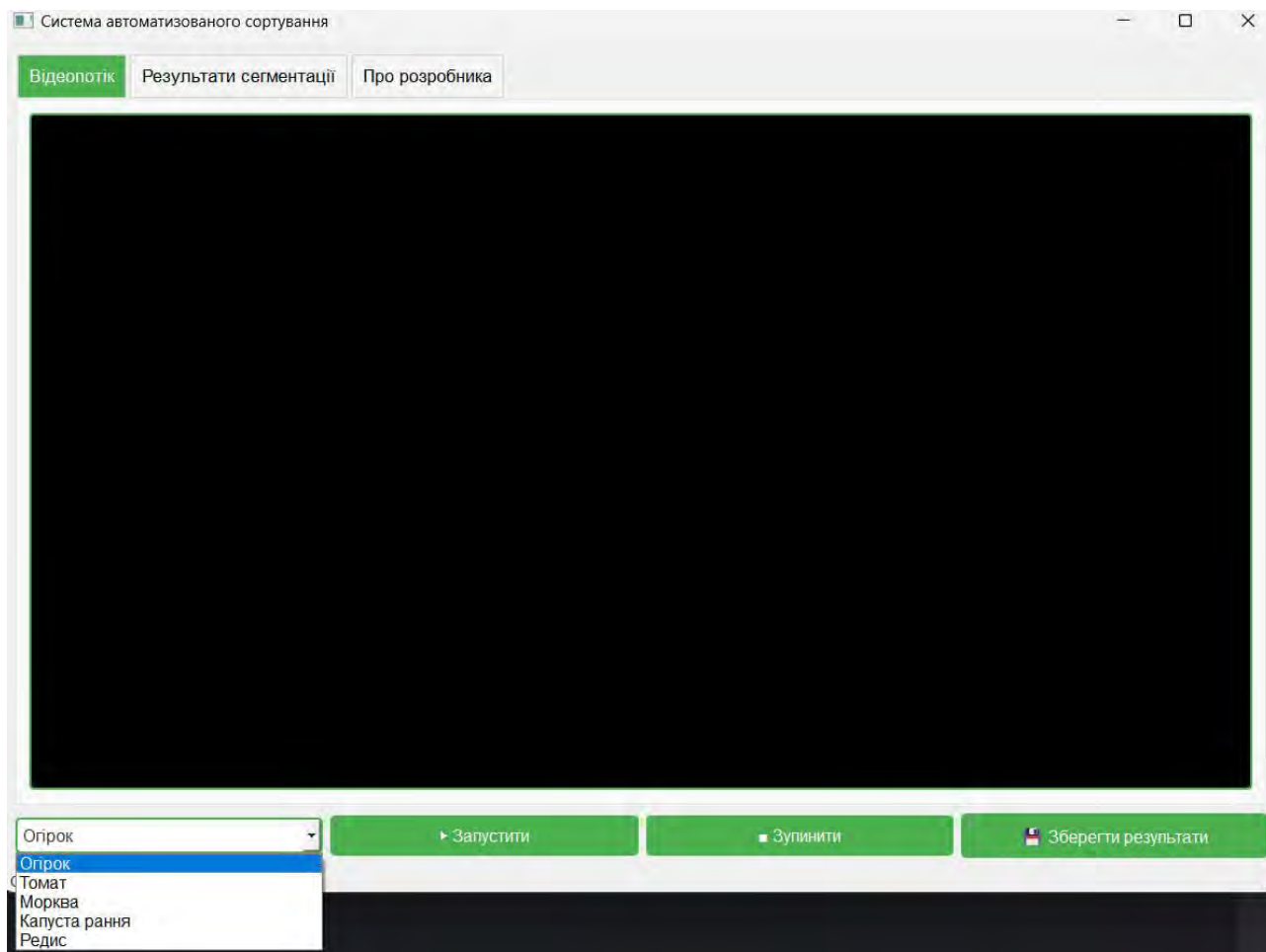


Рис. 6.4. Вкладка “Відеопотік” з випадаючим списком, кнопкою запуску, зупинки та збереженням результатів

Друга вкладка, "Результати сегментації", дозволяє переглянути детальні результати обробки зображень. Тут відображаються оригінальне зображення, сегментація в HSV-просторі, маски після морфологічної обробки та виділені контури огірка без пошкоджень та з пошкодженнями (рис. 6.5 та рис. 6.6 відповідно). Це допомагає користувачеві краще зрозуміти, як працює алгоритм, і візуалізувати його проміжні етапи [120].

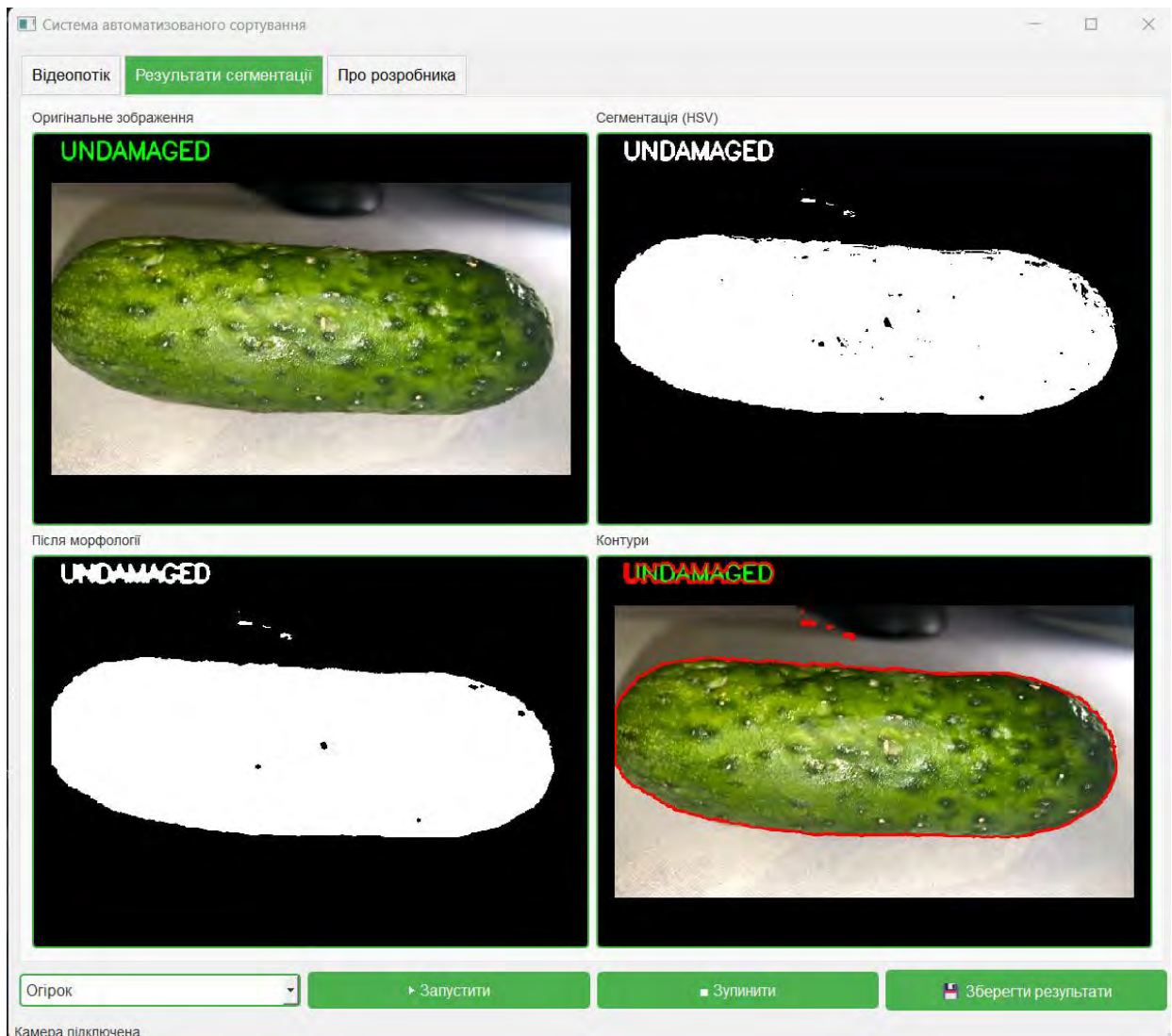


Рис. 6.5. Результати сегментації огірка без пошкоджень. Містить оригінальне зображення, маска HSV, морфологічно оброблений кадр та виділені контури

[120]

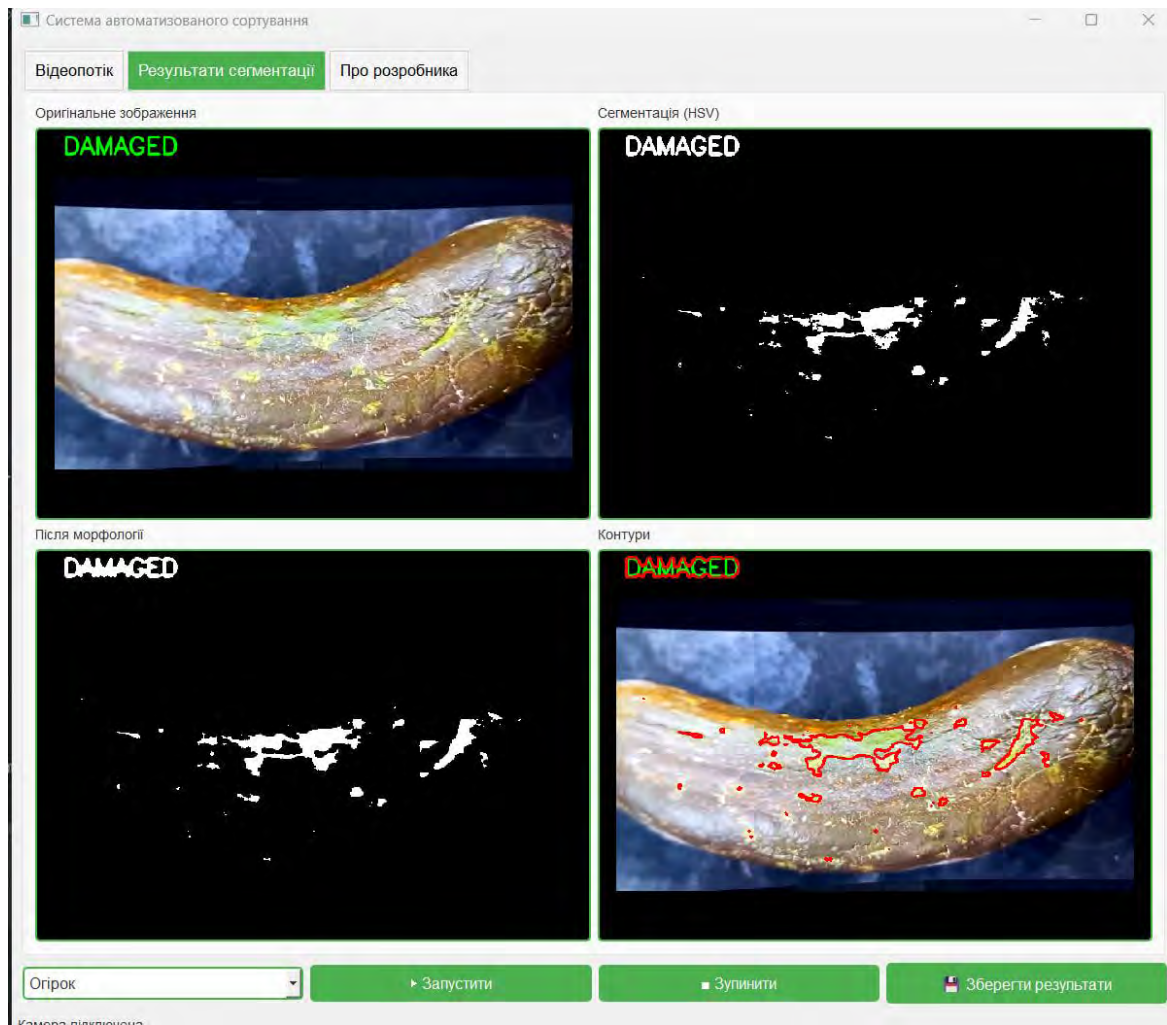


Рис. 6.6. Результати сегментації пошкодженого огірка. Містить оригінальне зображення, маска HSV, морфологічно оброблений кадр та виділені контури.

Остання вкладка, "Про розробника", надає інформацію про автора системи, її наукового керівника та основну мету створення цього проекту (рис. 6.7). Цей розділ також може використовуватися для розміщення контактної інформації чи рекомендацій щодо використання системи.

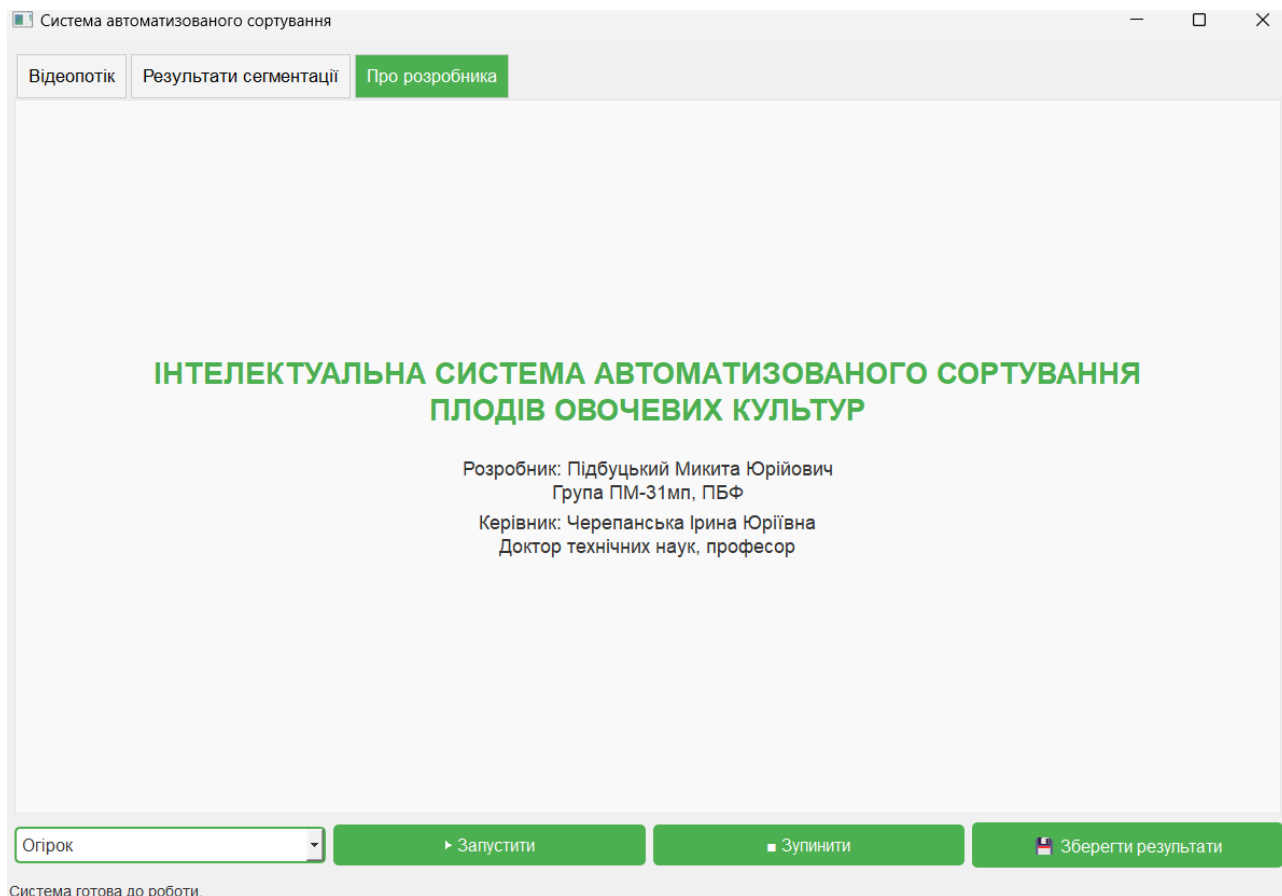


Рис. 6.7. Вкладка з інформацією про розробників

GUI було розроблено за допомогою бібліотеки PyQt5, що забезпечує гнучкість і зручність у створенні інтерфейсів (Додаток А) [121]. Бібліотека OpenCV, у свою чергу, була використана для обробки зображень і виводу результатів класифікації та сегментації. Інтеграція нейронної мережі, створеної в TensorFlow, дозволила виконувати передбачення безпосередньо в рамках цього інтерфейсу.

Після завершення інтеграції була проведена серія тестувань у лабораторних умовах для перевірки відповідності функціональності системи заданим специфікаціям. Це включало перевірку роботи інтерфейсу, точності результатів класифікації, продуктивності системи під час обробки потокового відео, а також оцінку надійності при довготривалому використанні. Результати тестувань підтвердили відповідність системи вимогам, а також її готовність до використання у промислових умовах.

6.3. Напрямки подальшого розвитку інтелектуальної системи автоматизованого сортування плодів овочевих культур

Подальший розвиток інтелектуальної системи автоматизованого сортування плодів овочевих культур передбачає кілька ключових напрямків, спрямованих на підвищення її ефективності та розширення функціональних можливостей. Одним із основних завдань є розширення навчальної бази даних, що дозволить моделі класифікувати ширший спектр овочевих культур та виявляти різноманітні типи дефектів. Це сприятиме універсалізації системи та її адаптації до потреб різних виробничих підприємств.

Покращення стійкості системи до змінних умов навколишнього середовища є важливим аспектом для забезпечення її надійної роботи. Впровадження адаптивних алгоритмів попередньої обробки зображень допоможе зменшити вплив таких факторів, як освітлення, тіні та відблиски, на точність класифікації. Це забезпечить стабільну роботу системи в різних виробничих умовах, незалежно від зовнішніх змін.

Інтеграція системи з іншими виробничими та інформаційними системами підприємства відкриває можливості для створення єдиної інформаційної платформи. Це дозволить автоматизувати бізнес-процеси, покращити контроль якості та забезпечити оперативний обмін даними між різними підрозділами. Розробка інтерфейсів взаємодії та протоколів обміну даними є важливим кроком у цьому напрямку, що сприятиме більш ефективному використанню ресурсів підприємства [122].

Забезпечення відмовостійкості та безпеки системи є критично важливим для її стабільної роботи. Розробка механізмів резервування ключових компонентів та впровадження засобів моніторингу стану системи допоможе попередити можливі збої та оперативно реагувати на них. Також важливо забезпечити захист системи від несанкціонованого доступу та кібератак, що підвищить її надійність та захищеність [123].

Розробка мобільних та веб-додатків для віддаленого доступу та моніторингу роботи системи стане корисним інструментом для керівників та операторів. Це дозволить контролювати процес сортування з будь-якого місця, швидко реагувати на зміни та приймати обґрунтовані рішення. Використання сучасних технологій зв'язку та інтернету речей (IoT) може значно підвищити ефективність управління виробництвом [122].

Використання штучного інтелекту для прогнозування та аналізу зібраних даних відкриває нові перспективи для оптимізації виробництва. Алгоритми машинного навчання можуть бути застосовані для виявлення тенденцій, прогнозування врожайності, планування ресурсів та інших стратегічних завдань. Це сприятиме підвищенню ефективності підприємства та його конкурентоспроможності на ринку.

Подальший розвиток інтелектуальної системи має бути спрямований на розширення її функціональності, підвищення надійності та інтеграцію з іншими системами підприємства. Це забезпечить більш повне задоволення потреб агропромислового сектора та сприятиме підвищенню конкурентоспроможності підприємств на сучасному ринку.

6.4. Висновки по розділу

1. Проведена оптимізація моделі забезпечила її відповідність вимогам реального часу, що дозволяє ефективно використовувати її в системі автоматизованого сортування.
2. Розмір моделі після пост-тренувального квантування зменшився в чотири рази, а точність класифікації залишилася на високому рівні.
3. Інтеграція оптимізованої моделі у графічний інтерфейс забезпечила можливість візуального моніторингу роботи системи та спростила управління процесом сортування.

4. Графічний інтерфейс реалізований на базі PyQt5 і містить інтуїтивно зрозумілі вкладки для роботи з відеопотоком, аналізу результатів сегментації та отримання інформації про систему.

5. Тестування системи підтвердило її стабільність, високу продуктивність і відповідність промисловим вимогам.

6. Запропонована система має потенціал для подальшого розвитку, включаючи адаптацію до ширшого спектру овочів, покращення стійкості до змін зовнішніх умов та інтеграцію з іншими виробничими системами.

7. РОЗРОБКА СТАРТАП ПРОЄКТУ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ АВТОМАТИЗОВАНОГО СОРТУВАННЯ ПЛОДІВ ОВОЧЕВИХ КУЛЬТУР

7.1 Опис ідеї стартап-проєкту сортування плодів овочевих культур на прикладі огірків

Ідея стартапу полягає у створенні інноваційної системи автоматизованого сортування плодів овочевих культур, зокрема огірків, із використанням технологій штучного інтелекту та комп'ютерного зору. Основною метою є забезпечення високої точності, швидкості та ефективності сортування, що дозволяє підвищити якість кінцевої продукції, знизити витрати на ручну працю та мінімізувати людський фактор.

Для систематизації інформації щодо стартап-проєкту автоматизованої системи сортування овочів було створено інформаційну карту (табл. 7.1). Вона охоплює ключові аспекти проєкту, його цілі, завдання та технічні характеристики. Карта дозволяє оцінити перспективи реалізації проєкту та визначити основні етапи впровадження.

Таблиця 7.1

Інформаційна карта стартап-проєкту

Назва блоку	Характеристика
1	2
Загальна характеристика стартап-проєкту	
Назва стартап-проєкту	"AgriSort AI" – автоматизована система сортування овочів
Проблематика, яку вирішує стартап-проєкт	Проєкт вирішує проблему низької ефективності ручного сортування овочів, що є трудомістким і часозатратним процесом. Система автоматизації сортування підвищує точність, швидкість та рентабельність роботи сільськогосподарських підприємств.

Продовження табл. 7.1

Головні цілі та завдання проєкту	<p>1. Автоматизувати процес сортування овочів. Система повинна виконувати сортування за параметрами розміру, форми, кольору, забезпечуючи високу ефективність.</p> <p>2. Забезпечити точність та швидкість. Точність системи досягає 95%, а швидкість – до 150 плодів/хв.</p> <p>3. Інтегрувати штучний інтелект. Використання ШІ для оцінки якості овочів у реальному часі, включаючи виявлення дефектів.</p> <p>4. Адаптувати систему до різних культур. Система має легко налаштовуватися на сортування інших овочів, таких як помідори чи перець.</p> <p>5. Забезпечити дистанційне управління. Веб-інтерфейс надає можливість управління системою та контролю процесу сортування.</p>
Головні цільові групи	Фермерські господарства, агрохолдинги, компанії-експортери, підприємства з переробки овочів.
Автори та команда стартап-проєкту	
Автори стартап-проєкту	Підбуцький Микита Юрійович, Черепанська Ірина Юріївна
Команда стартап-проєкту	Підбуцький Микита Юрійович, Черепанська Ірина Юріївна, інженери-розробники, програмісти, технічний персонал, маркетологи.
Опис продукту стартап-проєкту	
Назва та характеристика MVP	"AgriSort AI" – система автоматизованого сортування овочів за розміром, формою та кольором із використанням ШІ. Включає базовий функціонал для дистанційного моніторингу та налаштування через веб-інтерфейс.
Сфера застосування	Сільське господарство, переробна промисловість, логістика овочевих культур.
Опис унікальних властивостей продукту	Унікальні властивості включають високу точність і швидкість сортування, інтеграцію алгоритмів штучного інтелекту, адаптацію до інших культур і можливість інтеграції в існуючі виробничі лінії.
Стадія розробки продукту	Прототипування, тестування, серійне виробництво.

Закінчення табл. 7.1

Технічні характеристики	Використання камер високої роздільної здатності, сенсорів для аналізу параметрів плодів, програмного забезпечення з інтеграцією штучного інтелекту.
Супровід продукту	Регулярне технічне обслуговування, оновлення програмного забезпечення, консультації для користувачів.
Забезпечення стартап-проєкту	
Необхідні ресурси	Необхідні камери, сенсори, контролери та модулі для збирання системи; загальний бюджет стартапу становить 15 000\$.
Потреба в інвестиціях	Планується залучення фінансування через платформи краудфандингу (Kickstarter) і співпраця з місцевими інвесторами для забезпечення масштабування виробництва.
Інтелектуальна власність	Авторські права на розробку апаратного забезпечення, алгоритми ШІ та веб-інтерфейс належать авторам проєкту.
Результати стартап-проєкту	
Термін реалізації стартап-проєкту	Проєкт може бути реалізований протягом 12-18 місяців, включаючи прототипування, тестування, запуск виробництва та виведення на ринок.
Плановані кількісні показники	Вихід на ринок України протягом першого року реалізації; розширення виробництва та вихід на міжнародні ринки у другому році.
Якісні показники	Система сприятиме покращенню якості продукції, зменшенню втрат і підвищенню ефективності підприємств, що використовують автоматизоване сортування овочів.
Загальні очікувані результати	Забезпечення популярності серед фермерських господарств і великих агрокомпаній, скорочення витрат на ручну працю, підвищення ефективності виробничих процесів.

Інформаційна карта демонструє ключові аспекти стартап-проєкту "AgriSort AI". Головна мета проєкту - автоматизувати процес сортування овочів, забезпечуючи високу точність (до 95%) і швидкість роботи (до 150 плодів на

хвилину). Проєкт вирішує проблему низької ефективності ручного сортування та пропонує сучасне технологічне рішення з використанням штучного інтелекту.

Цільова аудиторія включає фермерські господарства, агрохолдинги та переробні підприємства. Продукт адаптований для різних овочів, легко інтегрується у виробничі лінії та забезпечує зручне управління через веб-інтерфейс. Термін реалізації проєкту складає 12–18 місяців, що включає розробку, тестування та вихід на ринок.

Очікувані результати - зниження витрат, покращення якості продукції та зміцнення позицій проєкту на внутрішньому та міжнародному ринках. Продукт має значний потенціал для модернізації аграрного сектора завдяки інноваційному підходу.

Розроблена система може бути використана в агропромислових підприємствах для сортування продукції, підготовки до реалізації на ринку або подальшого транспортування. Вона також може бути інтегрована у виробничі лінії фермерських господарств, кооперативів та великих агрокомпаній, які прагнуть оптимізувати процес післязбиральної обробки.

Користувачі системи отримують можливість підвищити ефективність процесу сортування, зменшити втрати продукції через дефекти, а також забезпечити відповідність продукції міжнародним стандартам якості. Впровадження цієї технології дозволяє мінімізувати витрати на робочу силу та підвищити загальну рентабельність підприємства.

Опис ідеї стартап-проекту

Зміст ідеї	Напрямки застосування	Вигоди для користувача
Створення системи автоматизованого сортування огірків із використанням ШІ	Фермерські господарства для сортування врожаю після збирання.	Підвищення точності сортування плодів.
	Агропромислові комплекси для забезпечення стандартів якості продукції.	Зменшення витрат на ручну працю.
	Логістичні центри для попередньої класифікації продукції перед транспортуванням.	Зниження втрат продукції через дефекти.
	Оптові постачальники для підготовки продукції до продажу в різних категоріях якості.	Відповідність міжнародним стандартам якості (наприклад, ISO, HACCP).

Розроблений стартап-проект (табл. 7.2) передбачає вирішення ключових проблем, з якими стикаються агропромислові підприємства, зокрема, низька ефективність сортування та значні витрати на ручну працю. Система автоматизованого сортування огірків використовує передові технології комп'ютерного зору та штучного інтелекту, що забезпечує точність аналізу та класифікації продукції.

Перший напрямок застосування орієнтований на підприємства, фермерські господарства та кооперативи, які потребують автоматизації процесу сортування. Для них основними перевагами є економія ресурсів, покращення якості продукції та відповідність міжнародним стандартам.

Другий напрямок фокусується на інтеграції системи у виробничі лінії великих агрокомпаній, що дозволяє не тільки оптимізувати вже існуючі процеси, але й масштабувати рішення для обробки інших культур. Ця інтеграція знижує втрати продукції, підвищує рентабельність та забезпечує гнучкість у виробництві.

Виходячи з цього, стартап забезпечує значні економічні та технологічні переваги для агропромислових підприємств, сприяючи впровадженню інноваційних рішень у галузі.

Розглядаючи техніко-економічні характеристики запропонованого стартапу щодо автоматизованого сортування огірків, важливо провести порівняння ключових параметрів із аналогічними рішеннями, доступними на ринку. Це дозволяє визначити сильні, слабкі та нейтральні сторони проєкту (табл. 7.3). Для цього використовується таблиця, яка враховує техніко-економічні характеристики як самого проєкту, так і можливих конкурентів.

Таблиця 7.3

Визначення сильних, слабких та нейтральних характеристик ідеї проєкту

№/п	Техніко-економічні характеристики ідеї	Мій проєкт	Compac Sorting Equipment	TOMRA Sorting Solutions	Група вітчизняних механічних сортувальників	W (слабка сторона)	N (нейтральна сторона)	S (сильна сторона)
1	Точність сортування	90%	95%	85%	70%	-	-	+
2	Швидкість обробки (плодів/хв)	150	120	130	60	-	-	+

Закінчення табл. 7.3

3	Інтеграція ШІ	Автоматична класифікація, спектральний аналіз	Часткова автоматизація	Відсутність ШІ	Механічний підхід	-	-	+
4	Початкові інвестиції	15,000 USD	35,000 USD	20,000 USD	10,000 USD	+	-	-
5	Адаптивність до інших культур	Так	Часткова адаптивність	Ні	Ні	-	+	-
6	Час розробки	6 місяців	1-2 роки	1-2 роки	1 рік	+	-	-

Таблиця 7.3 представляє порівняльний аналіз техніко-економічних характеристик розробленого проєкту автоматизованого сортування огірків із трьома основними конкурентами: Compac Sorting Equipment, TOMRA Sorting Solutions та групою вітчизняних механічних сортувальників. Основними параметрами для оцінки були точність сортування, швидкість обробки, інтеграція технологій штучного інтелекту (ШІ), початкові інвестиції та адаптивність до інших культур.

Розроблений проєкт демонструє високу точність сортування на рівні 90%, що є сильним показником у порівнянні з більшістю конкурентів. Лише Compac Sorting Equipment має точність 95%, проте інші конкуренти мають значно нижчі показники. Швидкість обробки плодів у розробленій системі є найвищою - 150

плодів на хвилину, що забезпечує проєкту значну перевагу над аналогами. Для порівняння, швидкість конкурентів коливається від 60 до 130 плодів на хвилину, і це підтверджує ефективність запропонованого рішення.

Інтеграція штучного інтелекту є ключовою перевагою проєкту. Він пропонує автоматичну класифікацію та спектральний аналіз, що робить його унікальним у порівнянні з конкурентами. Compac Sorting Equipment має лише часткову автоматизацію, а TOMRA Sorting Solutions та вітчизняні механічні сортувальники взагалі не використовують ШІ. Початкові інвестиції на рівні 9 тисяч доларів є відносно низькими у порівнянні з міжнародними конкурентами, але дещо перевищують вартість вітчизняних систем. Це є слабкою стороною проєкту, хоча вона компенсується високою якістю та технологічністю рішення.

Адаптивність системи до інших культур є нейтральною стороною, адже це забезпечує універсальність у використанні для обробки різних видів овочів, що є важливим фактором для підприємств, які працюють із різноманітною продукцією. Інші конкуренти або не пропонують цю функцію, або забезпечують її частково.

Загалом таблиця 7.3 демонструє, що проєкт має значні переваги у точності, швидкості та інноваційності, що робить його конкурентоспроможним на ринку високотехнологічних сортувальних систем. Незважаючи на деякі слабкі сторони, пов'язані з початковими витратами, запропоноване рішення є ефективним, перспективним і добре відповідає сучасним вимогам агропромислового сектора.

Технологічна здійсненність ідеї проекту

№/п	Ідея проєкту	Технології її реалізації	Наявність технологій	Доступність технологій
1	Система автоматизованого сортування огірків	Комп'ютерний зір (високороздільні камери)	Наявна, доступна через постачальників	Так, доступна через партнерські домовленості
2	Інтелектуальна класифікація продукції	Алгоритми глибинного навчання (згорткові нейронні мережі, MobileNet)	Наявна, із використанням відкритих бібліотек (TensorFlow)	Так, доступна для розробки програмістами проєкту
3	Спектральний аналіз внутрішніх характеристик	Інфрачервоні сенсори для аналізу хімічного складу	Частково доступна, потребує адаптації до конкретних вимог	Так, але потребує залучення сторонніх виробників
4	Інтеграція обладнання в конвеєрну лінію	Системи управління (контролери, програмне забезпечення)	Наявна, широко використовується в сучасних виробничих лініях	Так, через спеціалізованих постачальників

Основними компонентами є комп'ютерний зір, алгоритми глибинного навчання, спектральний аналіз та інтеграція системи з виробничими процесами (табл. 7.4).

Технологія комп'ютерного зору базується на використанні високоякісних камер для аналізу зображень плодів. Вона є повністю доступною на ринку, що підтверджує її придатність для впровадження. Інтелектуальна класифікація продуктів через згорткові нейронні мережі також доступна, оскільки існує велика кількість відкритих бібліотек, які забезпечують необхідні алгоритми. Це спрощує процес розробки програмного забезпечення для аналізу продукції.

Спектральний аналіз потребує інфрачервоних сенсорів, які частково доступні, але їх адаптація до специфічних вимог проєкту потребує додаткових ресурсів та залучення сторонніх виробників. Інтеграція всіх компонентів у конвеєрну лінію базується на вже доступних системах управління, таких як сучасні контролери та програмні рішення, що підтверджує її здійсненність.

Загальний висновок: запропонована ідея проєкту є технологічно здійсненною, оскільки всі необхідні компоненти доступні на ринку або можуть бути адаптовані до конкретних потреб. Це підтверджує можливість впровадження системи а

7.2. Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проєкту

Аналіз ринкових можливостей є ключовим етапом підготовки до запуску стартапу. Він дозволяє оцінити потенційний попит, визначити ключові характеристики ринку, проаналізувати бар'єри входу та спрогнозувати рентабельність проєкту. Це дає змогу скоригувати стратегію розвитку та підготувати проєкт до реальних умов ринкового середовища. Аналіз базується на

визначенні кількості гравців ринку, обсягу продажу, динаміки ринку, вимог до сертифікації та стандартів, а також середньої норми рентабельності (табл. 7.5).

Таблиця 7.5

Попередня характеристика потенційного ринку стартап-проекту

№/п	Показники стану ринку (найменування)	Характеристика
1	Кількість головних гравців, од	8 (великі агрокомпанії та постачальники сортувального обладнання)
2	Загальний обсяг продажу, грн/ум.од	300 млн грн на рік
3	Динаміка ринку (якісна оцінка)	Зростає (попит на автоматизацію агропроцесів зростає на 10% щорічно)
4	Наявність обмежень для входу (вказати характер обмежень)	Середні (високі інвестиційні витрати, конкуренція на міжнародному рівні)
5	Специфічні вимоги до стандартизації та сертифікації	Високі (відповідність стандартам ISO, HACCP, GlobalGAP)
6	Середня норма рентабельності в галузі (або по ринку), %	15%

У табл. 7.5 представлено ключові параметри потенційного ринку для впровадження стартапу. Ринок характеризується наявністю 8 основних гравців, серед яких великі міжнародні компанії, такі як Comras та TOMRA, а також регіональні постачальники обладнання. Загальний обсяг продажу оцінюється в 300 млн грн на рік, що свідчить про значний потенціал ринку.

Динаміка ринку демонструє стабільне зростання, спричинене збільшенням попиту на автоматизацію в агропромисловості, зокрема через необхідність підвищення продуктивності та відповідності міжнародним стандартам. Щорічний приріст попиту на автоматизовані системи оцінюється у 10%, що робить цей сегмент привабливим для нових проєктів.

Наявність обмежень для входу є середньою через високі початкові інвестиції та сильну конкуренцію, особливо на міжнародному рівні. Однак для невеликих регіональних виробників можливе швидке проникнення на ринок за рахунок локальних переваг.

Специфічні вимоги до стандартизації включають необхідність відповідності міжнародним нормам, таким як ISO, HACCP та GlobalGAP. Це створює додаткові витрати на сертифікацію, але водночас забезпечує високу якість продукції та конкурентоспроможність на експортному ринку.

Середня норма рентабельності на рівні 15% демонструє, що галузь є прибутковою. При цьому рентабельність стартапу може бути вищою завдяки інноваційним технологіям, що знижують витрати на виробництво та підвищують ефективність роботи.

Загалом проведений аналіз підтверджує високу перспективність ринку для впровадження системи автоматизованого сортування огірків. Стартап має хороші шанси для успішного запуску, особливо за умови ефективного врахування бар'єрів входу та дотримання вимог сертифікації.

Таблиця 7.6

Характеристика потенційних клієнтів стартап-проєкту

№/п	Потреба, що формує ринок	Цільова аудиторія (цільові сегменти ринку)	Відмінності у поведінці різних потенційних цільових груп клієнтів	Вимоги споживачів до товару
1	Потреба в автоматизації сортування сільгосппродукції	Великі агропромислові комплекси	Орієнтація на високий рівень автоматизації, відповідність міжнародним стандартам (ISO, HACCP), зниження витрат	Висока точність сортування, можливість інтеграції у виробничі лінії, відповідність міжнародним стандартам

Закінчення табл. 7.6

2	Оптимізація процесів у фермерських господарствах	Дрібні фермерські господарства, кооперативи	Бюджетні рішення, акцент на мінімальні витрати, простота у використанні	Низька ціна, простота впровадження, мінімальні витрати на обслуговування
3	Підвищення якості та продуктивності на ринку експорту	Оптові експортери продукції	Високі вимоги до сортування за категоріями якості, підвищення рентабельності та конкурентоспроможності на міжнародному ринку	Висока продуктивність системи, відповідність сертифікаційним нормам міжнародного ринку (GlobalGAP, HACCP), гнучкість налаштування параметрів сортування
4	Потреба в попередньому сортуванні для переробної галузі	Переробні підприємства	Високий обсяг продукції, необхідність швидкого та точного сортування перед переробкою	Швидкість роботи, здатність сортувати за різними параметрами, сумісність із поточними системами переробки

До першої групи належать великі агропромислові комплекси, для яких важлива висока точність сортування, автоматизація процесів та відповідність міжнародним стандартам якості (табл. 7.6). Це забезпечує інтеграцію системи у складні виробничі лінії та підвищення продуктивності.

Друга група - дрібні фермерські господарства та кооперативи, які орієнтуються на доступність та мінімізацію витрат. Вони вимагають простих у використанні рішень із низькими витратами на обслуговування. Ця група є перспективною для бюджетних версій системи.

Третя група - оптові експортери продукції, які висувають суворі вимоги до якості сортування. Їхні потреби зосереджені на дотриманні міжнародних стандартів, таких як HACCP та GlobalGAP, а також підвищенні рентабельності продукції на експортних ринках.

Четверта група включає переробні підприємства, які працюють із великими обсягами сировини. Для них критично важливими є швидкість роботи системи, здатність до сортування за багатьма параметрами та сумісність із існуючими переробними лініями.

Аналіз показує, що продукт повинен бути адаптивним, універсальним та доступним для різних груп споживачів, що створює додаткові можливості для масштабування стартапу.

Після визначення потенційних груп клієнтів проводиться аналіз ринкового середовища для виявлення основних факторів, які можуть сприяти чи, навпаки, заважати впровадженню стартап-проєкту. Фактори загроз (табл. 7.7) і можливостей аналізуються з метою визначення ризиків та перспектив проєкту. У таблицях представлено ці фактори в порядку зменшення їхньої значущості.

Таблиця 7.7

Фактори загроз

№/п	Фактор	Зміст загрози	Можлива реакція компанії
1	Висока конкуренція	Наявність великих міжнародних компаній із подібними технологіями (Comras, TOMRA).	Упровадження інноваційних функцій, орієнтованих на локальні потреби клієнтів.
2	Високі інвестиційні витрати	Високий початковий капітал для розробки та запуску системи.	Залучення грантів, інвесторів або державної підтримки для зменшення фінансового навантаження.
3	Бар'єри сертифікації	Суворі вимоги до відповідності міжнародним стандартам (ISO, HACCP).	Проведення попередньої сертифікації та адаптація продукту до стандартів.
4	Низька обізнаність цільової аудиторії	Фермери можуть бути недостатньо знайомі з технологією автоматизації.	Активне просування через семінари, виставки, демонстрації роботи системи.

Фактори загроз ідентифікує ключові загрози, серед яких найзначущою є висока конкуренція зі сторони міжнародних компаній, які вже мають досвід у впровадженні аналогічних систем. Інші фактори, такі як високі інвестиційні витрати, суворі вимоги сертифікації та низька обізнаність фермерів про переваги автоматизації, можуть стримувати впровадження проєкту. Компанія може подолати ці ризики через інноваційний підхід, залучення інвесторів, забезпечення відповідності міжнародним стандартам і активну роботу з просування.

Таблиця 7.8

Фактори можливостей

№/п	Фактор	Зміст можливості	Можлива реакція компанії
1	Зростання попиту на автоматизацію	Збільшення кількості агропідприємств, зацікавлених у підвищенні продуктивності.	Розробка масштабованих рішень для фермерів різного рівня.
2	Розширення експорту	Підвищення попиту на високоякісну продукцію для міжнародного ринку.	Розробка системи, яка відповідає міжнародним стандартам якості.
3	Державні програми підтримки агросектору	Можливість отримання субсидій для впровадження інновацій у фермерських господарствах.	Активна участь у державних програмах та співпраця з міністерствами й профільними фондами.
4	Розвиток локального ринку	Зростання числа фермерських господарств, які прагнуть мінімізувати витрати.	Створення бюджетних версій продукту для малих та середніх господарств.

Фактори можливостей (табл. 7.8) відображають основні можливості для розвитку стартапу. Найважливішою є зростання попиту на автоматизацію в агропромисловості, що відкриває значні перспективи для масштабування

продукту. Підвищення попиту на експортну продукцію, можливість отримання державної підтримки та зростання локального ринку сприяють розширенню клієнтської бази. Реакція компанії повинна зосереджуватися на створенні адаптивних і бюджетних рішень, які відповідатимуть вимогам різних сегментів ринку. Цей аналіз демонструє, що проєкт має як серйозні виклики, так і значні перспективи для успішного впровадження на ринку.

Таблиця 7.9

Ступеневий аналіз конкуренції на ринку

Особливості конкурентного середовища	У чому проявляється дана характеристика	Вплив на діяльність підприємства (можливі дії компанії, щоб бути конкурентоспроможною)
1. Тип конкуренції	Олігополія: домінують кілька великих компаній (Comras, TOMRA), присутні вітчизняні гравці	Створення інноваційної пропозиції, зниження витрат за рахунок оптимізації процесів, фокус на локальних клієнтах.
2. Рівень конкурентної боротьби	Міжнародний та регіональний рівні	Впровадження міжнародних стандартів, орієнтація на експорт, зміцнення позицій на локальному ринку за рахунок адаптації.
3. Галузева ознака	Внутрішньогалузева: конкуренція з компаніями, які працюють в агротехнологічному сегменті	Акцент на вузькоспеціалізовані рішення для автоматизації сортування, проведення маркетингових кампаній для фермерів.
4. Конкуренція за видами товарів	Товарно-видова: конкуренція між автоматизованими сортувальними системами	Розробка продукту з унікальними характеристиками (ШІ, адаптивність), що не мають аналогів у конкурентів.
5. Характер конкурентних переваг	Цінова та нецінова: компанії-конкуренти пропонують різні ціни та функціональні можливості	Розробка бюджетної версії продукту, одночасно з преміум-рішенням, що забезпечує високу ефективність.

6. Інтенсивність конкуренції	Висока: активна боротьба за ринки збуту, зростання попиту на автоматизацію	Розширення клієнтської бази через партнерства, участь у виставках, акцент на післяпродажному обслуговуванні та підтримці.
------------------------------	--	---

Ступеневий аналіз (табл. 7.9) конкуренції на ринку демонструє багаторівневий підхід до аналізу конкуренції, враховуючи тип, рівень, галузеві особливості, типи товарів, характер переваг і рівень інтенсивності. Конкурентне середовище для стартапу характеризується як олігополія, де ключову роль відіграють декілька великих міжнародних гравців. Впровадження стартапу на такому ринку потребує унікальної пропозиції, що виділяється інноваційністю та адаптивністю.

Конкуренція має як міжнародний, так і локальний характер, що змушує компанію дотримуватись високих стандартів і водночас враховувати особливості регіонального попиту. Галузева конкуренція акцентується на автоматизації процесів у сільському господарстві, що створює необхідність розробки вузькоспеціалізованих рішень.

Тип конкуренції за видами товарів є товарно-видовим, де компанії пропонують автоматизовані сортувальні системи. Це підкреслює важливість створення продукту з унікальними характеристиками, такими як інтеграція штучного інтелекту, спектральний аналіз і висока адаптивність.

Цінова та нецінова конкуренція вимагає від стартапу гнучкого підходу до ціноутворення, розробки бюджетних рішень для невеликих господарств і преміум-продуктів для великих компаній. Висока інтенсивність конкуренції зобов'язує до активної маркетингової стратегії, участі у виставках і побудови довгострокових відносин із клієнтами через якісне післяпродажне обслуговування.

Аналіз конкуренції в галузі за М. Портером

Складові аналізу	Прямі конкуренти в галузі	Потенційні конкуренти	Постачальники	Клієнти	Товари-замінники
Опис	Сотрас, TOMRA, вітчизняні механічні сортувальники	Локальні стартапи, які можуть запропонувати дешевші, але менш інноваційні рішення	Постачальники камер, сенсорів та обладнання, які можуть впливати на ціноутворення	Фермерські господарства, агрохолдинги, кооперативи	Ручне сортування, базові механічні сортувальники
Висновки	Висока конкуренція у технологічному сегменті, необхідність диференціації продукту	Ймовірність входу нових гравців середня, необхідність швидкого закріплення позицій на ринку	Постачальники можуть диктувати умови через обмежену кількість постачальників специфічного обладнання	Клієнти очікують високої якості та адаптації рішень до їхніх потреб	Ручне сортування дешевше, але значно менш ефективно; механічні аналоги поступаються за інноваційністю

Аналіз конкуренції (табл. 7.10) за моделлю Портера показує, що у галузі існує висока конкуренція з боку міжнародних компаній, таких як Сотрас і TOMRA, а також локальних виробників механічних систем сортування. Потенційні конкуренти можуть з'явитися серед локальних стартапів, які пропонують дешевші, але менш інноваційні рішення. Постачальники обладнання, зокрема камер та сенсорів, мають значний вплив через обмежену кількість компаній, що спеціалізуються на таких компонентах.

Основними клієнтами є фермерські господарства, агрохолдинги та кооперативи, які вимагають якісних рішень, адаптованих до їхніх потреб. Ручне сортування та базові механічні аналоги залишаються товарами-замінниками, що поступаються за ефективністю, але приваблюють низькою вартістю.

Таблиця 7.11

Обґрунтування факторів конкурентоспроможності

№/п	Фактор конкурентоспроможності	Обґрунтування
1	Точність сортування	Висока точність (90–95%) забезпечує конкурентну перевагу перед механічними аналогами, які мають меншу ефективність.
2	Швидкість роботи	Висока швидкість обробки (до 150 плодів/хв) дозволяє знизити витрати часу на сортування порівняно з конкурентами.
3	Інтеграція штучного інтелекту	Використання алгоритмів глибокого навчання дозволяє виявляти дефекти з точністю, недосяжною для конкурентів.
4	Адаптивність до різних культур	Гнучкість у налаштуванні системи на обробку інших овочів забезпечує привабливість для широкого кола споживачів.
5	Відповідність міжнародним стандартам	Сертифікація за ISO та HACCP відкриває доступ до міжнародних ринків та підвищує довіру до продукції.

Конкурентоспроможність визначається ключовими показниками (табл. 7.11), серед яких висока точність та швидкість роботи системи. Інтеграція алгоритмів штучного інтелекту забезпечує перевагу в аналізі якості продукції. Адаптивність до інших культур розширює ринкові можливості, а відповідність міжнародним стандартам підвищує довіру клієнтів і відкриває доступ до експорту.

Порівняльний аналіз сильних та слабких сторін «DUST_METER»

№ п/п	Фактор конкурентоспроможності	Бали 1-20	Рейтинг товарів-конкурентів у порівнянні з Comras							
			-3	-2	-1	0	+1	+2	+3	
1	Інноваційність продукту	18								+
2	Персоналізований підхід до клієнтів	20								+
3	Інтеграція з іншими системами	19							+	
4	Захист і безпека даних	16				+				
5	Зручність використання	17				+				

Аналіз демонструє, що продукт має значні переваги у категоріях інноваційності, швидкості обробки та інтеграції штучного інтелекту (табл. 7.12). Ці характеристики суттєво виділяють його серед конкурентів. Високий рівень відповідності міжнародним стандартам та простота інтеграції забезпечують додаткову конкурентну перевагу. Незважаючи на наявність сильних гравців, таких як Comras і TOMRA, стартап перевершує їх у низці важливих аспектів, що робить його перспективним для успішного виходу на ринок.

SWOT-аналіз стартап-проекту

<p>Сильні сторони</p> <p>Висока точність сортування</p> <p>Швидкість роботи, що перевищує конкурентів</p> <p>Інтеграція технологій штучного інтелекту</p> <p>Адаптивність до різних культур</p>	<p>Слабкі сторони</p> <p>Високі початкові інвестиційні витрати</p> <p>Залежність від постачальників високоякісного обладнання</p> <p>Необхідність проходження міжнародної сертифікації</p> <p>Обмежена обізнаність потенційних клієнтів про переваги системи</p>
<p>Можливості</p> <p>Зростання попиту на автоматизацію агропроцесів</p> <p>Розширення ринків завдяки відповідності стандартам</p> <p>Державна підтримка агросектору</p> <p>Можливість залучення додаткових інвестицій</p>	<p>Загрози</p> <p>Висока конкуренція з боку міжнародних компаній</p> <p>Суворі вимоги до сертифікації продукції</p> <p>Залежність від економічної ситуації в регіоні</p> <p>Ризик входу нових гравців на ринок</p>

Аналіз виявляє ключові переваги, такі як точність сортування, швидкість роботи, інтеграція штучного інтелекту та адаптивність (табл. 7.13). Серед слабких сторін виділяються високі інвестиційні витрати, залежність від постачальників та обмежена обізнаність клієнтів. Можливості включають зростання попиту, розширення ринків завдяки міжнародним стандартам та підтримку з боку держави. Основними загрозами є висока конкуренція, суворі вимоги сертифікації та економічні ризики. Такий аналіз дозволяє сконцентруватися на максимізації переваг та нейтралізації потенційних ризиків.

Альтернативи ринкового впровадження стартап-проєкту

№/п	Альтернатива (орієнтовний комплекс заходів) ринкової поведінки	Ймовірність отримання ресурсів	Строки реалізації
1	Залучення державної підтримки та грантів	Висока	Середні (6-12 місяців)
2	Пошук приватних інвесторів або венчурного фінансування	Середня	Середні (6-12 місяців)
3	Власне фінансування з поступовим впровадженням на локальному ринку	Низька	Тривалі (12-24 місяці)
4	Співпраця з великими агрокомпаніями у формі партнерства	Висока	Короткі (3-6 місяців)

Аналіз вказує, що найбільш перспективними альтернативами є залучення державної підтримки та співпраця з великими агрокомпаніями (табл. 7.14). Державна підтримка забезпечує високий рівень ресурсів, але потребує середніх строків для оформлення грантів. Співпраця з агрокомпаніями дозволяє швидко реалізувати проєкт через готові партнерські мережі. Пошук приватних інвесторів має середню ймовірність успіху через конкуренцію за венчурне фінансування. Власне фінансування є найменш привабливим варіантом через низьку ймовірність акумулювання ресурсів і тривалі строки реалізації. Обраною альтернативою є співпраця з агрокомпаніями через її швидкість та високу ймовірність отримання необхідних ресурсів.

7.3 Розроблення ринкової стратегії проєкту

Для успішного виходу на ринок та досягнення конкурентних переваг необхідно розробити комплексну ринкову стратегію (табл. 7.15). Вона повинна враховувати особливості цільових сегментів, конкурентне середовище та унікальні переваги продукту. Стратегія має забезпечити ефективне позиціонування, оптимальне ціноутворення, вибір каналів збуту та методів просування, а також передбачити післяпродажне обслуговування.

Таблиця 7.15

Ринкова стратегія стартап-проєкту

№/п	Елемент стратегії	Опис заходів
1	Цільовий ринок	Фермерські господарства, агрохолдинги, кооперативи, переробні підприємства, які потребують автоматизації сортування овочевих культур для підвищення ефективності та якості продукції.
2	Позиціонування продукту	Інноваційне рішення з високою точністю та швидкістю сортування, інтеграцією ШІ та можливістю адаптації до різних культур; відрізняється від конкурентів унікальними технологічними можливостями.
3	Цінова стратегія	Диференційоване ціноутворення з урахуванням можливостей різних сегментів ринку; пропозиція бюджетних рішень для дрібних фермерів та преміум-продуктів для великих агрокомпаній.
4	Канали збуту	Прямі продажі, партнерства з постачальниками обладнання, участь у спеціалізованих виставках та форумах, онлайн-просування через веб-сайт та соціальні мережі.
5	Стратегія просування	Проведення демонстрацій, навчальних семінарів, участь у галузевих заходах; розробка рекламних матеріалів з акцентом на унікальні переваги продукту; використання PR-кампаній.

Закінчення табл. 7.15

6	Післяпродажне обслуговування	Забезпечення технічної підтримки, навчання персоналу клієнтів, регулярні оновлення ПЗ, гнучка система сервісного обслуговування; створення довгострокових відносин із клієнтами.
Які цільові групи обрано: великі компанії, які потребують високопродуктивних і технологічно передових рішень для інтеграції у свої виробничі лінії (агрохолдинги).		

Ринкова стратегія спрямована на залучення різних сегментів споживачів, від дрібних фермерських господарств до великих агрохолдингів. Продукт позиціонується як інноваційне та технологічно передове рішення, що виділяє його на фоні конкурентів. Диференційована цінова політика дозволяє адаптувати пропозицію до фінансових можливостей різних клієнтів.

Канали збуту обрані таким чином, щоб максимально охопити цільову аудиторію через прямі та партнерські продажі, а також через активну присутність на галузевих заходах і в цифровому просторі. Стратегія просування включає практичні демонстрації продукту, що дозволяє потенційним клієнтам оцінити його переваги в реальних умовах.

Післяпродажне обслуговування є важливим елементом стратегії, оскільки забезпечує підтримку клієнтів на всіх етапах використання продукту. Це сприяє підвищенню лояльності споживачів та формуванню позитивної репутації бренду на ринку.

Визначення базової стратегії розвитку

№/п	Обрана альтернатива розвитку проєкту	Стратегія охоплення ринку	Ключові конкурентоспроможні позиції відповідно до обраної альтернативи	Базова стратегія розвитку
1	Співпраця з великими агрокомпаніями	Стратегія концентрованого маркетингу	Висока продуктивність системи, відповідність міжнародним стандартам, інтеграція у виробничі лінії	Зміцнення позицій через ключові партнерства
2	Залучення державної підтримки	Стратегія сегментованого маркетингу	Зниження витрат на впровадження, адаптація продукту до потреб регіональних клієнтів	Розширення ринку через державні програми
3	Пошук приватних інвесторів	Стратегія диференційованого маркетингу	Розробка рішень для різних сегментів, інтеграція інноваційних функцій	Інноваційне масштабування

Обрані альтернативи розвитку орієнтуються на досягнення швидкого виходу на ринок і забезпечення конкурентних переваг (табл. 7.16). Співпраця з агрокомпаніями дозволяє закріпити позиції у висококонкурентному середовищі завдяки інтеграції у виробничі процеси. Залучення державної підтримки сприяє зниженню фінансового навантаження та підвищенню доступності продукту для регіональних клієнтів. Пошук приватних інвесторів забезпечує можливість інноваційного масштабування та покриття різних сегментів ринку через адаптацію функціоналу продукту до специфічних потреб споживачів.

Таблиця 7.17

Визначення базової стратегії конкурентної поведінки

№/п	Чи є проект «першопрохідцем» на ринку?	Чи буде компанія шукати нових споживачів або забирати існуючих у конкурентів?	Чи буде компанія копіювати основні характеристики товару конкурента, і які?	Стратегія конкурентної поведінки
1	Ні, але продукт має унікальні характеристики	Пошук нових сегментів ринку, зокрема дрібних фермерів і регіональних кооперативів	Ні, компанія робить акцент на унікальних характеристиках, таких як інтеграція ШІ	Стратегія диференціації

Проект не є повністю новим для ринку, але виділяється унікальними характеристиками, які відсутні у конкурентів, такими як інтеграція штучного інтелекту та висока адаптивність до різних культур (табл. 7.17). Основна мета компанії - залучення нових споживачів через демонстрацію переваг продукту та орієнтацію на сегменти, які не охоплені великими гравцями. Стратегія будується на диференціації, яка дозволяє створити власну нішу на ринку без необхідності копіювання характеристик конкурентів.

Таблиця 7.18

Визначення стратегії позиціонування

№/п	Вимоги до товару цільової аудиторії	Базова стратегія розвитку	Ключові конкурентоспроможні позиції власного стартап-проєкту	Вибір асоціацій, які мають сформувати комплексну позицію власного проєкту
1	Висока точність сортування	Стратегія диференціації	Інтеграція ШІ, адаптивність до різних культур, швидкість роботи	Технологічність, ефективність, інноваційність

Закінчення табл. 7.18

2	Простота інтеграції в існуючі системи	Зміцнення позицій через партнерства	Гнучкість у налаштуванні, сумісність із виробничими процесами	Надійність, простота впровадження
3	Відповідність міжнародним стандартам	Розширення ринку через сертифікацію	Сертифікація ISO, HACCP, забезпечення якості для експортних ринків	Висока якість, відповідність міжнародним вимогам

Стратегія позиціонування (табл. 7.18) орієнтована на формування сильних асоціацій із технологічністю, надійністю та високою якістю. Вимоги цільової аудиторії включають точність роботи, інтеграцію в існуючі процеси та відповідність стандартам, що реалізується через стратегію диференціації, партнерства та сертифікації. Це дозволяє проєкту бути впізнаваним серед клієнтів як інноваційний, ефективний і надійний продукт, що відповідає сучасним вимогам ринку.

7.4. Розроблення маркетингової програми стартап-проєкту

Маркетингова програма стартапу (табл. 7.19) є ключовим інструментом для успішного впровадження продукту на ринок і досягнення конкурентних переваг. Вона спрямована на визначення основних заходів з просування, ціноутворення, розподілу та комунікації з потенційними клієнтами. Програма базується на детальному аналізі потреб цільової аудиторії, ринкових можливостей і переваг товару перед конкурентами. Основними її завданнями є формування попиту, створення впізнаваного бренду та забезпечення лояльності клієнтів.

Визначення ключових переваг концепції потенційного товару

№/п	Потреба	Вигода, яку пропонує товар	Ключові переваги перед конкурентами (існуючі або такі, що потрібно створити)
1	Точність сортування продукції	Забезпечення високої точності сортування (до 95%)	Інтеграція ШІ для автоматизації процесів сортування, що перевищує ефективність конкурентів
2	Ефективність роботи	Зниження витрат часу та ресурсів на сортування продукції	Швидкість обробки до 150 плодів/хв, що перевищує аналоги на ринку
3	Простота інтеграції в існуючі виробничі лінії	Зручність у впровадженні та використанні	Сумісність із сучасними виробничими системами, адаптація до різних культур
4	Відповідність міжнародним стандартам	Гарантія високої якості продукції та можливість виходу на експортні ринки	Сертифікація ISO, HACCP, відповідність вимогам GlobalGAP

Реалізований товар орієнтований на задоволення ключових потреб клієнтів, таких як точність сортування, ефективність роботи, простота інтеграції та відповідність міжнародним стандартам. Висока точність забезпечується завдяки використанню штучного інтелекту, а швидкість роботи дозволяє значно знизити витрати на обробку. Сумісність із сучасними системами робить продукт зручним для інтеграції в існуючі лінії. Відповідність стандартам відкриває можливості для розширення на експортні ринки та підвищує довіру клієнтів до якості продукції (табл. 7.20).

Опис трьох рівнів моделі товару

Рівні товару	Сутність та складові		
I. Товар за задумом	Автоматизація сортування овочевих культур. Забезпечення високої точності (до 95%) та швидкості обробки (до 150 плодів/хв). Основна мета – підвищення ефективності та якості продукції для агровиробників.		
II. Товар у реальному виконанні	Властивості/характеристики	М/Нм	Вр/Тх /Тл/Е/Ор
	1. Інтеграція штучного інтелекту (аналітика зображень)	Нм	Тх
	2. Можливість адаптації до інших культур.	Нм	Тх
	3. Відповідність міжнародним стандартам (ISO, НАССР).	Нм	Тл
	4. Корпус із антикорозійного матеріалу.	Нм	Б
	5. Камери високої роздільної здатності, сучасні сенсори.	Нм	Е
	Якість: Товар сертифіковано відповідно до міжнародних стандартів ISO, НАССР, забезпечено тестування на точність і надійність.		
	Пакування: Захисна дерев'яна або металева упаковка для транспортування, інформаційний паспорт обладнання		
Марка: Інноваційне рішення для автоматизованого сортування, AgriSort AI			
III. Товар із підкріпленням	До продажу: Демонстрація роботи обладнання, навчання користувачів.		
	Після продажу: Регулярні оновлення програмного забезпечення, технічна підтримка, гнучка сервісна модель, забезпечення витратними матеріалами.		
За рахунок чого потенційний товар буде захищено від копіювання: патент			

Трирівнева модель товару акцентує увагу на його цінності для споживачів. Перший рівень визначає базову ідею продукту - автоматизацію сортування для підвищення продуктивності. Другий рівень включає детальні технічні

характеристики, що демонструють його функціональні можливості та відповідність стандартам. Третій рівень охоплює післяпродажне обслуговування та навчання клієнтів, що сприяє формуванню довгострокової лояльності до бренду.

Таблиця 7.21

Визначення меж встановлення цін

№/п	Рівень цін на товари-замінники	Рівень цін на товари-аналоги	Рівень доходів цільової групи споживачів	Верхня та нижня межі встановлення ціни на товар/послугу
1	5 000–7 000 грн	10 000–12 000 грн	15 000–25 000 грн	Нижня межа – 9 000 грн; верхня межа – 15 000 грн

Аналіз меж цін (табл. 7.21) встановлений на основі порівняння з цінами товарів-замінників, товарів-аналогів та рівня доходів цільової аудиторії. Товари-замінники представлені бюджетними механічними сортувальними системами з обмеженим функціоналом, що мають ціну в межах 5 000–7 000 грн. Аналоги, такі як автоматизовані рішення міжнародних виробників, коштують у діапазоні 10 000–12 000 грн, але не завжди адаптовані до локальних потреб.

Цільова аудиторія, представлена фермерськими господарствами та агрохолдингами, має середній рівень доходів, що дозволяє встановити ціну в межах 9 000–15 000 грн. Цей діапазон балансує між доступністю для локальних споживачів і конкурентною вартістю на ринку автоматизації сортування.

Формування системи збуту

№/п	Специфіка закупівельної поведінки цільових клієнтів	Функції збуту, які має виконувати постачальник товару	Глибина каналу збуту	Оптимальна система збуту
1	Клієнти очікують прямої взаємодії з постачальником, щоб забезпечити індивідуальну адаптацію продукту	Забезпечення консультацій, демонстрації обладнання, інтеграції у виробничі лінії	Однорівневий канал	Прямі продажі через відділ продажів
2	Малий та середній бізнес, фермерські господарства, які шукають готові рішення з мінімальними затратами	Продаж стандартного обладнання через дилерів або посередників	Дворівневий канал	Продаж через регіональних дилерів
3	Великі агрохолдинги з вимогами до інтеграції та постійного технічного супроводу	Технічне обслуговування, навчання персоналу, гнучкі постачання	Багаторівневий канал	Співпраця з партнерами для комплексних рішень

Формування системи збуту (табл. 7.22) враховує специфіку поведінки різних груп клієнтів. Для фермерів та малого бізнесу, які віддають перевагу стандартним рішенням, найкращим варіантом є дворівневий канал через регіональних дилерів. Великі агрохолдинги, які потребують адаптації та постійного супроводу, потребують більш глибокої багаторівневої системи з обов'язковою технічною підтримкою та партнерською співпрацею. Прямі продажі через відділ продажів є оптимальними для клієнтів, які вимагають індивідуального підходу та консультацій на етапі вибору обладнання. Такий підхід дозволяє ефективно охопити різні сегменти ринку та забезпечити гнучкість у реалізації.

Концепція маркетингових комунікацій

№/п	Специфіка поведінки цільових клієнтів	Канали комунікацій, якими досягають цільові клієнти	Ключові позиції, обрані для позиціонування	Завдання рекламного повідомлення	Концепція рекламного звернення
1	Великі агрохолдинги, які очікують комплексних рішень	Участь у галузевих виставках, прямий продаж	Інноваційність, ефективність, відповідність стандартам	Демонстрація технологічних можливостей	"Ваша інноваційна перевага в автоматизації сортування"
2	Дрібні фермерські господарства, орієнтовані на доступні рішення	Локальні семінари, онлайн-реклама	Бюджетність, простота впровадження	Формування уявлення про доступність продукту	"Розумне рішення для вашого врожаю – доступно кожному"
3	Переробні підприємства з великими обсягами продукції	Галузеві публікації, партнерські програми	Швидкість, продуктивність	Підкреслення ефективності у великих масштабах	"Максимальна швидкість сортування – мінімальні втрати"

Комунікаційна стратегія (табл. 7.23) базується на характеристиках різних сегментів клієнтів. Для агрохолдингів ефективним каналом є участь у виставках, де демонструються технологічні переваги. Дрібні фермери досягаються через локальні семінари та доступну рекламу, що підкреслює економічність рішень. Переробні підприємства охоплюються через партнерські програми та галузеві видання, які акцентують увагу на швидкості роботи обладнання. Основні рекламні повідомлення фокусуються на ключових перевагах продукту, створюючи асоціації з інноваційністю, доступністю та ефективністю.

7.5. Організація реалізації стартап-проєкту

Для успішної реалізації стартап-проєкту, що стосується автоматизації сортування овочевих культур, необхідно сформувати ефективну команду фахівців (табл. 7.24). Команда має забезпечити виконання технічних, організаційних та маркетингових завдань, необхідних для впровадження продукту на ринок. Після аналізу обсягу роботи та визначення ключових етапів було розподілено ролі й обов'язки між учасниками. Результати представлено у таблиці.

Таблиця 7.24

Команда стартап-проєкту

Учасник команди	Посада	Завдання, що необхідно виконати
Інженер-розробник	Керівник розробки	Розробити конструкцію системи сортування, забезпечити точність і адаптивність обладнання до різних культур.
Архітектор програмного забезпечення	Головний програміст	Створити програмне забезпечення для управління процесом сортування, інтегруючи штучний інтелект для аналізу якості.
Менеджер проєкту	Керівник проєкту	Координувати роботу команди, контролювати дотримання термінів, організувати комунікацію з партнерами та клієнтами.
Спеціаліст із інтеграції систем	Інженер із інтеграції	Забезпечити сумісність обладнання із виробничими лініями клієнтів, налаштування тестового запуску.
Експерт з маркетингу	Спеціаліст з аналізу ринку	Розробити маркетингову стратегію, визначити цільові сегменти, організувати промо-кампанії для просування продукту.

Команда має чітко розподілені завдання, що забезпечує ефективність виконання проєкту. Інженер-розробник відповідає за технічну реалізацію, програміст займається створенням програмного забезпечення, а менеджер проєкту координує роботу команди та вирішує організаційні питання. Інтеграція обладнання з існуючими системами споживачів лягає на плечі інженера з інтеграції, тоді як експерт з маркетингу працює над залученням клієнтів і формуванням впізнаваності продукту на ринку. Такий підхід дозволяє забезпечити успішне впровадження стартапу в заплановані терміни (табл. 7.25).

Таблиця 7.25

Календарний план реалізації проєкту

№/п	Зміст етапу	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	Собівартість реалізації
1	Аналіз ринку та визначення вимог	■	■											0\$
2	Розробка концепції ідеї проєкту		■	■										300\$
3	Створення технічного завдання та розробка прототипу			■	■									600\$
4	Розробка електричних схем, виготовлення макету				■	■	■							1000\$
5	Розробка та вдосконалення програмного забезпечення				■	■	■							1200\$
6	Тестування та виправлення недоліків						■	■						800\$
7	Пошук і залучення інвестицій							■	■					1000\$

Закінчення табл. 7.25

8	Запуск виробництва																	7000\$
9	Проведення масштабних рекламних кампаній та старт продажів																	3000\$
Сума																	15000\$	

Календарний план (табл. 7.25) розподіляє реалізацію проєкту на дев'ять основних етапів. Початковий етап включає аналіз ринку та визначення вимог, що не вимагає значних фінансових витрат. На наступних етапах здійснюється розробка концепції, створення технічного завдання, електричних схем та прототипу. У середині проєкту акцент зміщується на вдосконалення програмного забезпечення, тестування та усунення недоліків.

Останні етапи спрямовані на пошук інвестицій, запуск виробництва та масштабні рекламні кампанії, які потребують найбільших фінансових вкладень (табл. 7.26). Такий підхід дозволяє розподілити ресурси ефективно та забезпечити поступове досягнення ключових цілей проєкту.

Таблиця 7.26

Витрати на виробництво

№/п	Витрати	Тип	Термін постачання/виконання	Вартість, \$
1	Контролер для сортувальної системи	Електронний модуль	3 дні	250
2	Камери високої роздільної здатності	Сенсорний модуль	5 днів	800
3	Спектрометр для аналізу плодів	Оптичний сенсор	7 днів	3000

4	Сенсори для аналізу якості плодів	Датчики	4 дні	400
5	Корпус із антикорозійного матеріалу	Механічний компонент	10 днів	1500
6	Транспортні витрати	Логістика	7 днів	200
7	Розхідні матеріали (кріплення, дроти)	Матеріали	5 днів	150
8	Маркетингові матеріали	Інформаційний супровід	7 днів	300
Сума				6600

Розрахунок витрат враховує основні компоненти та етапи, необхідні для виробництва автоматизованої системи сортування овочів. Найбільша частина бюджету спрямована на створення корпусу та розробку програмного забезпечення, які є критичними елементами системи (табл. 7.26). Камери та сенсори забезпечують точність аналізу продукції, а логістичні витрати пов'язані із постачанням компонентів. Розхідні матеріали та маркетинговий супровід включені для забезпечення належного функціонування та презентації продукту, а в подальшому можливо залучити інвесторів за допомогою платформи Kickstarter.

7.6. Висновок до розділу

1. Було підтверджено, що пропонуванний стартап-проект, спрямований на автоматизацію сортування овочевих культур, швидше за все, буде успішно реалізований на ринку. Дослідження ринкової кон'юнктури показують, що існує стійкий попит на рішення для автоматизації сільськогосподарських процесів,

особливо в сегменті середніх і великих сільськогосподарських підприємств. Динаміка цього ринку неухильно зростає, і можна очікувати багатообіцяючого розвитку проекту в найближчі роки.

2. Аналіз конкурентоспроможності продукту характеризується високою точністю сортування (до 95%), інтеграцією штучного інтелекту для аналізу якості фруктів, швидкістю обробки (до 150 плодів в хвилину), адаптивністю до різних культур. Ці характеристики відрізняють продукт від аналогів і забезпечують його конкурентну перевагу. Відповідність міжнародним стандартам якості, таким як ISO і HACCP, також є важливим фактором, що відкриває можливості для виходу на міжнародні ринки. Бар'єри для входу, пов'язані з сертифікацією та початковими витратами, були успішно подолані завдяки оптимізованій виробничій моделі та чітко визначеній ринковій стратегії.

3. Саме стратегія диференціації була обрана як альтернатива ринковій поведінці. Вона фокусується на унікальних характеристиках продукту і його інноваційності. Основними напрямками реалізації є прямі продажі великим агрохолдингам і співпраця з регіональними дилерами для охоплення дрібних фермерів і середніх підприємств. Такий підхід дозволяє максимально адаптуватися до потреб кожного клієнтського сегмента, підвищуючи ефективність впровадження і лояльність клієнтів.

4. Ринкова стратегія передбачає ефективну комунікацію з клієнтами, включаючи участь у галузевих виставках, створення демонстраційних платформ і навчальних семінарів. Додатковим напрямком є Цифрове просування, яке охоплює рекламні кампанії в соціальних мережах і публікації в спеціалізованих виданнях. Такі заходи спрямовані на підвищення впізнаваності продукту і побудова довгострокових відносин з клієнтами.

5. Пропонована модель фінансування передбачає розподіл витрат таким чином, щоб забезпечити поетапну реалізацію проекту з мінімальними ризиками. Включення інноваційних компонентів, таких як спектрометри для аналізу якості фруктів, підвищує цінність продукту і сприяє його позиціонуванню в преміальному сегменті ринку.

6. Проведений аналіз підтверджує доцільність реалізації проекту. Пропоновані стратегічні заходи і ринкова політика забезпечують стабільність і прибутковість його розвитку. Проект, швидше за все, буде успішним на внутрішньому і міжнародному ринках завдяки своїм інноваціям, відповідності сучасним стандартам якості і здатності адаптуватися до змін ринкового середовища.

ВИСНОВКИ

1. У даній магістерській дисертації розроблено інтелектуальну систему автоматизованого сортування плодів овочевих культур (ІСАСПОВК) з використанням технологій штучного інтелекту. Розроблена система дозволяє значно підвищити продуктивність, надійність та ритмічність технологічного процесу сортування плодів овочевих культур.

2. Розроблено структурну схему ІСАСПОВК, яка включає модуль комп'ютерного зору, систему керування, датчики та виконавчі механізми. У схемі враховано технологічні та інформаційні потоки, що забезпечує інтегровану роботу системи в реальному часі.

3. Проведено формалізацію вхідних сигналів, зокрема фізичних та органолептичних характеристик огірків, таких як розмір, форма, колір, текстура та рівень хімічних речовин. Сформовано навчальну базу даних з використанням методів аугментації та балансування даних.

4. Розроблено штучну нейронну мережу для автоматизованого сортування плодів, яка інтегрує технології комп'ютерного зору та алгоритми глибинного навчання. Мережа забезпечує точність класифікації плодів відповідно до заданих критеріїв якості, а також має можливість перенавчання для роботи з іншими видами овочевих культур.

5. Проведено навчання та експериментальні дослідження моделі штучної нейронної мережі, що підтвердили її здатність до високоточного розпізнавання та сортування плодів за різними категоріями. Результати тестування демонструють стабільну продуктивність у реальних виробничих умовах.

6. Оптимізовано та інтегровано розроблену модель нейронної мережі в систему автоматизованого сортування. Особливу увагу приділено інтерфейсу користувача, який забезпечує зручність управління та моніторинг роботи системи. Інтерфейс дозволяє візуалізувати результати сортування, здійснювати налаштування параметрів роботи системи.

7. Розроблено концепцію стартап-проєкту з впровадження ІСАСПОВК на базі розробленої системи. Проєкт враховує ринкову стратегію, маркетингову програму та економічну ефективність, що дозволяє реалізувати інтелектуальну систему на практиці.

ПЕРЕЛІК ІНФОРМАЦІЙНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Стандарт ISO 9001. Система управління якістю. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://academy.tms.ua/uk/sertificat-ua/standart-iso9001-systema-upravlinnia-iakestiu-smia/>
2. Система управління безпечністю харчових продуктів – HACCP. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://dpssc.gov.ua/bezpechnist-kharchovykh-produktiv-ta-veterynariia/haccp/shcho-potribno-znaty-pro-haccp.html>
3. Сертифікація GLOBALGAP. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://organni.com/globalgap-ua/>
4. Розвиток автономних ферм: як технології революціонізують сільське господарство. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://www.weforum.org/agenda/2023/07/farm-automation-technology-revolutionizing-agriculture/>
5. Вплив автоматизації на сільське господарство: можливості, виклики та економічні наслідки. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://www.mdpi.com/2218-6581/13/2/33>
6. Великі дані (англ. BigData) в інформаційних технологіях. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://hub.kyivstar.ua/articles/shho-take-big-data>
7. Підбуцький М. Ю. Інтелектуальна технологічна система для автоматизованого сортування плодів овочевих культур / М. Ю Підбуцький, І. Ю. Черепанська // Збірник праць XVI Всеукраїнської науково-практичної конференції студентів, аспірантів та молодих вчених “Погляд у майбутнє приладобудування”, 16-17 травня 2023р. – К.: ПБФ, КПІ ім. Ігоря Сікорського. – 2023. – 302 с.– С. 169 – 173
8. Згортова нейронна мережа, CNN – основний інструмент для класифікації та розпізнавання об'єктів в машинному навчанні. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://evergreens.com.ua/ua/articles/cnn.html>

9. Метод опорних векторів (SVM) . [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://www.dstu.dp.ua/Portal/Data/74/72/3st13-17.pdf>
10. Дерево прийняття рішень. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://studfile.net/preview/10096776/>
11. Алгоритм К-найближчих сусідів (KNN). [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <http://surl.li/pivqsm>
12. Випадковий лісі. Підхід ML для вирішення проблем класифікації. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://itwiki.dev/data-science/ml-reference/ml-glossary/random-forests>
13. Розумне сортування: роль штучного інтелекту в класифікації сільськогосподарської продукції. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: https://xis.ai/blogpost/xis_smart_sorting/
14. Мультиспектральні камери для моніторингу полів. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://aggeek.net/ru-blog/scho-potribno-znati-pro-multispektralni-kameri-dlya-monitoringu-poliv>
15. Стан розвитку та тенденції гіперспектральних камер типу фільтрової спектроскопії. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://ua.uvwavetek.com/news/changchun-institute-of-optics-analyzes-the-dev-69785538.html>
16. TOMRA SortingSolutions. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://www.tomra.com/en/>
17. Обладнання для сортування Compac. Рішення для сортування та пакування фруктів і овочів. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://www.foodprocessing-technology.com/contractors/processing/compac-sorting-equipment/>
18. Визначення планування ресурсів підприємства (ERP). [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://www.oracle.com/ua/erp/what-is-erp/>
19. Опитування та аналіз економічної ефективності технології сортування для ліній пакування солодкої картоплі. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://www.mdpi.com/2624-7402/5/2/58>

20. Автоматизація та робототехніка у виробничому сільському господарстві. [Електронний ресурс]. - Режим доступу:<https://ag.purdue.edu/commercialag/home/sub-articles/2021/04/automation-and-robotics-in-production-agriculture/>

21. Система фізичних об'єктів IoT (Internet of Things) або Інтернет речей. [Електронний ресурс]. - Режим доступу:<https://www.atiko.com.ua/articles-ua/chto-takoe-iot-prostymi-slovami/>

22. Інтернет речей для майбутнього розумного сільського господарства: Комплексний огляд нових технологій. [Електронний ресурс]. - Режим доступу:<https://www.ieee-jas.net/en/article/doi/10.1109/JAS.2021.1003925>

23. MES (Manufacturing Execution System) система управління виробництвом. [Електронний ресурс]. - Режим доступу:<https://www.it.ua/knowledge-base/technology-innovation/manufacturing-execution-system-mes>

24. ERP (Enterprise Resource Planning) планування ресурсів підприємств. [Електронний ресурс]. - Режим доступу:<https://www.it.ua/knowledge-base/technology-innovation/enterprise-resource-planning-erp>

25. Створення рішення для візуального контролю якості в Google Cloud за допомогою Vertex AI. [Електронний ресурс]. - Режим доступу:<https://www.griddynamics.com/blog/visual-quality-control-google-cloud-vertex-a>

26. Розробка системи машинного зору для автоматизованої оцінки якості солодкої картоплі в реальному часі. [Електронний ресурс]. - Режим доступу:https://www.researchgate.net/publication/373776552_Developing_A_Machine_Vision_System_for_Real-time_Automated_Quality_Grading_of_Sweetpotatoes

27. MobileNetV2 архітектура глибокого навчання. [Електронний ресурс]. - Режим доступу:<https://www.activeloop.ai/resources/glossary/mobile-net-v-2/>

28. MobileNetV2: інвертовані залишки та лінійні вузькі місця. [Електронний ресурс]. - Режим доступу:<https://sehwanhong.github.io/Artificial-Intelligence/ToNN/MobileNet/V2/>

29. Використання моделей EfficientNet для класифікації. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://habr.com/en/companies/sberbank/articles/828842/>
30. Штучний інтелект для розпізнавання об'єктів NASNet. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://analyticsindiamag.com/ai-news-updates/google-ai-child-nasnet-automl/>
31. TensorFlow бібліотека програмного забезпечення з відкритим кодом для машинного навчання та штучного інтелекту. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://www.oksim.ua/2023/08/07/shho-take-tensorflow/>
32. Keras API для високорівневих нейронних мереж. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://itwiki.dev/data-science/ml-reference/ml-glossary/keras>
33. Використання OpenCV і FaceRecognition в системах розпізнавання облич на одноплатних комп'ютерах типу RaspberryPi. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://evergreens.com.ua/ua/articles/open-cv-face-recognition.html>
34. TensorRT 7 - програмне забезпечення для створення діалогових програм штучного інтелекту. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: https://itpro.ua/post/nvidia_predstavila_tensorrt_7_programmnoe_obespechenie_dlya_sozdaniya_dialogovykh_prilozhenii_iskusstvennogo_intellekta
35. Модель MobileNet V1. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: https://huggingface.co/docs/transformers/model_doc/mobilenet_v1
36. Застосування фільтру Гауса для первинної обробки зображення з web-камери мобільного пристрою. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://openarchive.nure.ua/entities/publication/343cdb5a-3697-4fcd-8b9f-386a4efc3f70>
37. Аналіз класичного алгоритму Canny виділення контурів об'єктів. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://habr.com/en/articles/114589/>
38. Гіперспектральне зображення для оцінки якості свіжих фруктів і овочів: основні концепції та застосування. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://www.mdpi.com/2076-3417/13/17/9740>

39. Який оптимальний коефіцієнт розподілу даних машинного навчання і як його досягти? [Електронний ресурс]. - Режим доступу:<https://www.v7labs.com/blog/train-validation-test-set>
40. ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge.[Електронний ресурс]. - Режим доступу:<https://deeptai.org/machine-learning-glossary-and-terms/imagenet>
41. Трансферне навчання та тонке налаштування.[Електронний ресурс]. - Режим доступу:
https://www.tensorflow.org/tutorials/images/transfer_learning?hl=en
42. Реалізуємо та порівнюємо оптимізатори моделей у глибокому навчанні. [Електронний ресурс]. - Режим доступу:
<https://habr.com/en/companies/skillfactory/articles/525214/>
43. Регуляризація в глибокому навчанні за допомогою коду Python. [Електронний ресурс]. - Режим доступу:<https://www.analyticsvidhya.com/blog/2018/04/fundamentals-deep-learning-regularization-techniques/>
44. GoogleColaboratory та його переваги для розробників Python. [Електронний ресурс]. - Режим доступу:
<https://nofluffjobs.com/uk/log/tehnologiji/google-colaboratory-and-its-benefits-for-python-developers/>
45. Управління машинним навчанням за допомогою AmazonSageMaker. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: https://aws.amazon.com/sagemaker/ml-governance/?nc1=h_ls
46. Що таке тензорні ядра і яка роль хмарних сервісів, що пропонують доступ до сучасних GPU. [Електронний ресурс]. - Режим доступу:<https://denovo.ua/blog/tensore-core-gpu-for-ai>
47. Показник F1 у машинному навчанні. [Електронний ресурс]. - Режим доступу:<https://thetransmitted.com/adlucem/pokaznyk-f1-u-mashynnomu-navchanni/>

48. JetsonNano. Можливості сучасного ШІ для мільйонів пристроїв. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://www.nvidia.com/en-eu/autonomous-machines/embedded-systems/jetson-nano/product-development/>

49. Застосування штучного інтелекту в сільському господарстві. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: https://www.researchgate.net/publication/335881122_Applications_of_Artificial_Intelligence_in_Agriculture_A_Review

50. Agricultural system models in field research and technology transfer Ahuja, L.R., Ma, L., Howell, T.A. (Eds), Lewis Publishers, Boca Raton, FL, USA, 2002, 345 pp. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: https://www.academia.edu/30817482/Agricultural_system_models_in_field_research_and_technology_transfer_Ahuja_L_R_Ma_L_Howell_T_A_Eds_Lewis_Publishers_Boca_Raton_FL_USA_2002_345_pp_Price_US_139_95_121_72_hardback_IBSN_1_56670_563_0

51. Дуже глибока згортка мережі для великого масштабу зображення розпізнання. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://arxiv.org/pdf/1409.1556>

52. Останні досягнення в області згорткових нейронних мереж. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0031320317304120>

53. Пояснення архітектури VGG-Net. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://medium.com/@siddheshb008/vgg-net-architecture-explained-71179310050f>

54. AlexNet - згорткова нейронна мережа для класифікації зображень. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://neurohive.io/en/popular-networks/alexnet-imagenet-classification-with-deep-convolutional-neural-networks/>

55. Глибоке виділення функцій за допомогою ResNet для виявлення ознак. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: https://www.researchgate.net/publication/366077079_Deep_Feature_Extraction_for_Detection_of_COVID-19_Using_Deep_Learning

56. Класифікація сортів *Cicer arietinum* за допомогою MobileNetV2. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: https://www.researchgate.net/publication/368539704_Classification_of_Cicer_arietinum_varieties_using_MobileNetV2_and_LSTM
57. Впровадження MobileNetV2. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://developer.aliyun.com/article/1075779>
58. Порівняння популярних архітектур CNN. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://medium.com/@navarai/unveiling-the-diversity-a-comprehensive-guide-to-types-of-cnn-architectures-9d70da0b4521>
59. TOMRA technology. Власна технологія для найвищої продуктивності сортування. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://www.tomra.com/en/waste-metal-recycling/products/technologies>
60. Глибоке навчання в сільському господарстві. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: https://www.researchgate.net/publication/323357827_Deep_Learning_in_Agriculture_A_Survey
61. Що таке камера машинного зору? [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://www.zebra.com/us/en/resource-library/faq/what-is-machine-vision-camera.html>
62. Передові застосування технології гіперспектральних зображень для аналізу та оцінки якості та безпечності харчових продуктів. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1466856413000775>
63. Сортування та калібрування овочів. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://vseosvita.ua/lesson/sortuvannia-ta-kalibruvannia-ovochiv-276958.html>
64. Ручне сортування овочів на фермі. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://visa-pro.com.ua/job/zbir-vrozhayu/udp-2263>
65. Планування, моделювання та верифікація процесів в гнучких виробничих системах: практикум. Навчально-методичний посібник до

виконання практичних, лабораторних і самостійних занять студентів спеціальності 7.05020201, 8.05020201 "Автоматизоване управління технологічними процесами" всіх форм навчання / І. Ю. Черепанська, В. А. Кирилович, А. Ю. Сазонов, Б. Б. Самотокін / [під. заг. ред. В. А. Кириловича] – Житомир, ЖДТУ 2015. – 274 с.

66. Камера високої роздільної здатності Basler Ace 2 PRO. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://docs.baslerweb.com/a2a4504-5gmpro>

67. Спектрометр наукового рівня Ocean Insight NIRQuest+. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://www.oceanoptics.com/wp-content/uploads/2024/05/MNL-1002-NIRQuest-UserManual-Rev-C-1.pdf>

68. Навчально-методичний посібник для студентів освітнього рівня «магістр» спеціальності 015.10 Інформаційна логістика Комп'ютерні технології / О.В. Коробань, О.С. Мельник / – Умань, 2020– 125 с.

69. Емісійний спектр хімічних елементів складається за допомогою іскрового оптичного спектрометра. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: https://scienceprojects.lv/index_spectrum_rus.php

70. Інноваційні технології в тепличному господарстві – впровадження українськими фермерами – експертний огляд. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://vegetable.com.ua/innovatsijni-texnologii-v-teplichnomu-gospodarstvi-vprovadzhennya-ukrainskimi-fermerami-ekspertnij-oglyad>

71. Підбуцький М. Ю. Система автоматизованого сортування плодів овочевих культур з елементами штучного інтелекту: диплом ... бакалавра: 151 “Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології” / Микита Юрійович Підбуцький. – Київ, КПІ 2023. – 94 с.

72. Вплив температури і вологості на електронне обладнання. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://kesmarkt.odessa.ua/statti/uk/vlaznost-vpliv-temperaturi-i-vologosti-na-elektronne-obladnanna/>

73. Засоби та методики оцінки ефективності передавання відеопотоку на основі технології GigE Vision з використанням процесору загального

призначення [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://elc.kpi.ua/article/view/244322>

74. Стандарт промислової мережі EtherCAT. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://finestart.school/media/EtherCAT>

75. Лебеденко В. Е. Метод обробки зображень з використанням штучних нейронних мереж : пояснювальна записка до валіфікаційної роботи здобувача вищої освіти на другому (магістерському) рівні, спеціальність 123 Комп'ютерна інженерія / В. Е. Лебеденко ; М-во освіти і науки України, Харків. нац. ун-т радіоелектроніки. – Харків, 2021. – 71 с.

76. Огляд архітектури EfficientNet-B0. Ключові характеристики EfficientNet-B0. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://www.restack.io/p/efficientnet-b0-answer-ml-pipeline-performance-cat-ai>

77. Порівняння EfficientNet і ResNet. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://medium.com/@enrico.randellini/image-classification-resnet-vs-efficientnet-vs-efficientnet-v2-vs-compact-convolutional-c205838bbf49>

78. Siemens SIMATIC S7-1200, модель CPU 1212C AC/DC/RLY. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://mall.industry.siemens.com/mall/en/WW/Catalog/Product/6ES7212-1BE40-0XB0>

79. Датчик температури аналоговий LM35DZ. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://arduino.ua/prod933-datchik-temperatyri-lm35dz>

80. Модуль датчика вологості SHT20 I2C. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://arduino.ua/prod4499-modyl-datchika-temperatyri-i-vlajnosti-sht20-i2c>

81. TSL2561 - Цифровий датчик освітленості. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://1wire.com.ua/tsl2561-cifrovoj-datchik-osveshennosti.html>

82. Фактори, що впливають на рішення споживачів. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://ukrayinska.libretexts.org>

83. Інвертовані залишки та лінійні вузькі місця. Мобільні мережі для класифікації, виявлення та сегментації. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://arxiv.org/pdf/1801.04381v2>

84. Огірка: опис рослини, особливості вирощування та догляду. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://moysad.com.ua/ohirka-opys-roslyny-osoblyvosti-vyroschuvannya-ta-dohlyadu/>

85. Що таке нітрати, в якій їжі вони містяться та як їх уникнути? [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://ockph.te.ua/node/1343>

86. Черепанська І.Ю. Прецизійна приладова система вимірювання кутів: дис. ... доктор техн. наук: 05.11.01 “Прилади та методи вимірювання механічних величин” / Ірина Юріївна Черепанська. – Київ., 2019. – 433 с. <https://ela.kpi.ua/handle/123456789/29631>

87. Цифрова трансформація агросектору: перспективи, виклики та рішення. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: https://www.researchgate.net/publication/374972866_Digital_transformation_of_the_agricultural_sector_prospects_challenges_and_solutions

88. Як розділити наші навчальні дані на навчальні та тестові набори? Чому цей крок важливий? [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <http://surl.li/vnxtfl>

89. Дані, вибірка та зміна даних та вибірки. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <http://surl.li/gpwfqg>

90. Технології штучного інтелекту та основи машинного зору в автоматизації: теорія та практика / Жученко А.І., Черепанська І.Ю, Сазонов А.Ю., Кавалюк Д.О. – Київ, КПІ 2019. – 386 с.

91. Реалізація MobileNetV2 на PyTorch. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://github.com/tonylins/pytorch-mobilenet-v2>

92. Keras Tutorial: Посібник для початківців із глибокого навчання на Python. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://elitedatascience.com/keras-tutorial-deep-learning-in-python>

93. Мультиспектральний аналіз дронами в садівництві та плодовоовочівництві: можливості для підвищення ефективності. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://east-fruit.com/uk/plodoovochevyi-rynok/oglyady-rynku/multyspektralnyy-analiz-dronamy-v-sadivnytstvi-ta-plodoovochivnytstvi-mozhlyvosti-dlya-pidvyshchennya-efektyvnosti/>
94. CV2. Основна обробка зображень: фільтр Гауса та медіанний фільтр, роздільний 2D-фільтр. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://medium.com/jun94-devpblog/cv-2-gaussian-and-median-filter-separable-2d-filter-2d11ee022c66>
95. HSV колірна модель. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://uk.wikipedia.org/wiki/HSV>
96. Алгоритм Кенні: високопродуктивний метод виявлення контурів. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://reporter.zp.ua/algorithm-kenni-wnq-2.html>
97. Вилучення та класифікація ознак 3D-текстури за допомогою дескрипторів на основі GLCM і LBP. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://www.mdpi.com/2076-3417/11/5/2332>
98. Використання нейромережі в ІТ та розробці. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://lemon.school/blog/vykorystannya-nejromerezhi-v-it-ta-rozrobtisi>
99. ReLU6 - це модифікація випрямленого лінійного блоку. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://portal.paperswithcode.com/method/relu6>
100. Прискорений градієнт Нестерова . [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://paperswithcode.com/method/nesterov-accelerated-gradient>
101. Адаптивний градієнтний алгоритм (AdaGrad) . [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://itwiki.dev/data-science/ml-reference/ml-glossary/adaptive-gradient-algorithm-adagrad>

102. Оптимізатор RMSProp у глибокому навчанні. [Електронний ресурс].
- Режим доступу: <https://www.geeksforgEEKS.org/rmsprop-optimizer-in-deep-learning/>
103. Adam: метод стохастичної оптимізації . [Електронний ресурс]. -
Режим доступу: <https://arxiv.org/pdf/1412.6980>
104. Оптимізація в глибокому навчанні: AdaGrad, RMSProp, ADAM .
[Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://artemoppermann.com/optimization-in-deep-learning-adagrad-rmsprop-adam/>
105. Всебічний огляд технік регуляризації в архітектурах нейронних
мереж . [Електронний ресурс]. - Режим доступу:
<https://peerdh.com/uk/blogs/programming-insights/a-comprehensive-look-at-regularization-techniques-in-neural-network-architectures>
106. Порівняльний аналіз технік збільшення даних у моделях Pytorch .
[Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://peerdh.com/uk/blogs/programming-insights/comparative-analysis-of-data-augmentation-techniques-in-pytorch-models>
107. Локальна платформа ШІ для зміцнення суспільства, покращення
навколишнього середовища та збагачення життя . [Електронний ресурс]. - Режим
доступу: <https://www.coral.ai/>
108. Intel Movidius - покращений візуальний інтелект на межі мережі .
[Електронний ресурс]. - Режим доступу:
<https://www.intel.com/content/dam/www/public/us/en/documents/product-briefs/myriad-x-product-brief.pdf>
109. Аутентифікація vs авторизація в кібербезпеці: Комплексний посібник
. [Електронний ресурс]. - Режим доступу:
<https://cybersecurefox.com/uk/autentyfikatsiia-avtoryzatsiia-v-kiberbezpetsi/>
110. Прикладні програми для перегляду, обробки та створення графічних
зображень . [Електронний ресурс]. - Режим доступу:
<https://vseosvita.ua/library/prykladni-prohramy-dlia-perehliadu-obrobky-ta-stvorennia-hrafichnykh-zobrazhen-870704.html>

111. Розуміння різниці між Flatten() і GlobalAveragePooling2D() у Keras . [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://saturncloud.io/blog/understanding-the-difference-between-flatten-and-globalaveragepooling2d-in-keras/>

112. Базова реалізація tf.keras.layers.Dense на Python . [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://blog.finxter.com/5-best-ways-to-demonstrate-a-basic-implementation-of-tf-keras-layers-dense-in-python/>

113. Бенчмаркінг показників продуктивності моделей класифікації зображень за допомогою різних технік збільшення даних у Tensorflow . [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://peerdh.com/uk/blogs/programming-insights/benchmarking-performance-metrics-of-image-classification-models-using-different-data-augmentation-techniques-in-tensorflow-1>

114. Розуміння ролі збільшення даних у моделях машинного навчання. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://peerdh.com/uk/blogs/programming-insights/understanding-the-role-of-data-augmentation-in-machine-learning-models>

115. Впровадження EarlyStopping у Keras. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://www.geeksforgeeks.org/how-to-tell-keras-to-stop-training-based-on-loss-value/>

116. Вбудований колбек ReduceLROnPlateau . [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://habr.com/en/articles/485890/>

117. Роль регуляризації L1 і L2 у запобіганні переобладнанню та покращенні узагальнення моделі . [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://codelabsacademy.com/uk/blog/the-role-of-l1-and-l2-regularization-in-preventing-overfitting-and-enhancing-model-generalization>

118. Оптимізація моделей машинного навчання: огляд технік квантизації Tensorflow Lite. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://peerdh.com/uk/blogs/programming-insights/optimizing-machine-learning-models-a-look-at-tensorflow-lite-quantization-techniques>

119. Оптимізація та обслуговування моделей за допомогою NVIDIA TensorRT і NVIDIA Triton. [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://developer.nvidia.com/blog/optimizing-and-serving-models-with-nvidia-tensorrt-and-nvidia-triton/>

120. Методи цифрової обробки зображень . [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://openarchive.nure.ua/server/api/core/bitstreams/c739b2e6-aa8c-4fa0-92b1-dfb0d76e88d2/content>

121. Навчальний посібник із PyQt5 із прикладами: проектування графічного інтерфейсу за допомогою PyQt Python . [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://www.guru99.com/uk/pyqt-tutorial.html>

122. BAS Agro ERP: інновації в агробізнесі для оптимізації процесів . [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://vikna.if.ua/cikavo/159317/view>

123. Машини зі штучним інтелектом сортують лохину невеликих ферм . [Електронний ресурс]. - Режим доступу: <https://agrotimes.ua/tehnika/mashyny-zi-shtuchnym-intelektom-sortuyut-lohynu-nevelykyh-ferm/>

124. ДСТУ 7989:2015 Огірки консервовані. Технічні умови. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: http://online.budstandart.com/ua/catalog/doc-page?id_doc=81073

125. Метод опорних векторів. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:SVM_margin.png

ДОДАТКИ

Надаються за звернення до авторів