

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ЛЬВІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ

ФАКУЛЬТЕТ МЕХАНІКИ, ЕНЕРГЕТИКИ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ
ТЕХНОЛОГІЙ
КАФЕДРА ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

першого (бакалаврського) рівня вищої освіти

на тему: «Автоматизована система моніторингу стану помідорів у
теплицях із використанням IoT-камер»

Виконав: студент 4 курсу групи Акт-41

Спеціальності 151 «Автоматизація та
комп'ютерно-інтегровані технології»
(шифр і назва)

Абрамів Роман-Тарас Іванович

(Прізвище та ініціали)

Керівник: д.т.н., професор Тригуба А.М.

(Прізвище та ініціали)

Рецензент: к.т.н., доцент Шолудько Я.В.

(Прізвище та ініціали)

ДУБЛЯНИ-2024

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ЛЬВІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ
ФАКУЛЬТЕТ МЕХАНІКИ, ЕНЕРГЕТИКИ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ
ТЕХНОЛОГІЙ
КАФЕДРА ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Перший (бакалаврський) рівень вищої освіти
Спеціальність 151 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології»

«ЗАТВЕРДЖУЮ»

Завідувач кафедри _____

д.т.н., проф. А. М. Тригуба

« ____ » _____ 2024 р.

ЗАВДАННЯ

на кваліфікаційну роботу студенту

Абраміву Роману-Тарасу Івановичу

1. Тема роботи: «Автоматизована система моніторингу стану помідорів у теплицях із використанням IoT-камер»

Керівник роботи Тригуба Анатолій Миколайович, професор
затверджені наказом по університету від 27.11.2023 року № 641/к-с.

2. Строк подання студентом роботи 10.06.2024 р.

3. Вихідні дані до роботи: вимоги до систем моніторингу стану помідорів у теплицях; методика обґрунтування параметрів систем моніторингу стану помідорів у теплицях із використанням IoT-камер.

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які необхідно розробити)

Вступ.

1. Стан питання та постановка завдання.

2. Аналіз об'єкту керування та вибір засобів.

3. Розробка глибокої нейромережевої моделі для моніторингу стану помідорів у теплиці.

4. Охорона праці.

5. Визначення економічної ефективності від впровадження автоматизованої системи моніторингу стану помідорів у теплицях із використанням IoT-камер

Висновки та пропозиції.

Список використаної літератури.

5. Перелік ілюстраційного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень): аналіз існуючих систем моніторингу стану помідорів у теплицях; структура автоматизованої системи моніторингу стану помідорів у теплицях із використанням IoT-камер; особливості налаштування IoT-камер типу «Clip» та виявлення об'єктів за допомогою YOLOv3 на Tensorflow 2.0; схема моніторингу стану помідорів у теплицях із використанням IoT-камер; результати вибору моделі та виконано глибоке навчання для моніторингу стану помідорів.

6. Консультанти з розділів:

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
1, 2, 3, 5	<i>Тригуба А.М., зав. кафедри ІТ</i>		
4	<i>Тимочко В.О., доцент кафедри фізики, інженерної механіки та безпеки виробництва</i>		

7. Дата видачі завдання

27 листопада 2023 р.

Календарний план

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	<i>Написання першого розділу</i>	<i>27.11-31.12.23</i>	
2	<i>Виконання другого розділу та аркушів ілюстраційного матеріалу до нього</i>	<i>01.02-05.03.24</i>	
3.	<i>Виконання третього розділу та аркушів ілюстраційного матеріалу до нього</i>	<i>06.03-24.04.24</i>	
4.	<i>Написання розділу «Охорона праці»</i>	<i>25.04-10.05.24</i>	
5.	<i>Написання розділу «Економічна ефективність»</i>	<i>11.05-23.05.24</i>	
6.	<i>Завершення оформлення розрахунково-пояснювальної записки та аркушів ілюстраційного матеріалу</i>	<i>24-31.05.24</i>	
7.	<i>Завершення роботи в цілому</i>	<i>01 -10.06.24</i>	

Студент _____ Абрамів Р.-Т.І.
(підпис)

Керівник роботи _____ Тригуба А.М.
(підпис)

УДК: 631.234:628.8

Автоматизована система моніторингу стану помідорів у теплицях із використанням IoT-камер.

Абрамів Р.-Т.І. Кафедра ІТ – Дубляни, Львівський НУП, 2024.

Кваліфікаційна робота: 65 с. текст. част., 12 рис., 5 табл., 14 арк. ілюстраційного матеріалу, 44 джерела.

Обґрунтовано доцільність використання автоматизованих систем моніторингу стану помідорів у теплицях. Наведено призначення та структура автоматизованих систем моніторингу теплиць. Виконано аналіз існуючих систем моніторингу стану помідорів у теплицях. Подано особливості виявлення об'єктів для тепличних процесів.

Обґрунтована структура автоматизованої системи моніторингу стану помідорів у теплицях із використанням IoT-камер. Подана будова автоматизованої системи моніторингу стану помідорів у теплицях. Наведено особливості налаштування IoT-камер типу «Clip» та виявлення об'єктів за допомогою YOLOv3 на Tensorflow 2.0.

Обґрунтовано схему моніторингу стану помідорів у теплицях із використанням IoT-камер. Наведено особливості та здійснено збір даних про стан вирощування помідорів у теплиці. Здійснено вибір моделі та виконано глибоке навчання для моніторингу стану помідорів.

Розроблено заходи щодо охорони праці під час використання автоматизованої системи моніторингу стану помідорів у теплицях із використанням IoT-камер. Визначено економічну ефективність від впровадження автоматизованої системи моніторингу стану помідорів у теплицях із використанням IoT-камер.

ЗМІСТ

ВСТУП	7
РОЗДІЛ 1. СТАН ПИТАННЯ ТА ПОСТАНОВКА ЗАВДАННЯ	9
1.1. Доцільність використання автоматизованих систем моніторингу стану помідорів у теплицях	9
1.2. Призначення та структура автоматизованих систем моніторингу теплиць	11
1.3. Аналіз існуючих систем моніторингу стану помідорів у теплицях.....	14
1.4. Особливості виявлення об'єктів для тепличних процесів.....	18
РОЗДІЛ 2. АНАЛІЗ ОБ'ЄКТУ КЕРУВАННЯ ТА ВИБІР ЗАСОБІВ.....	22
2.1. Структура автоматизованої системи моніторингу стану помідорів у теплицях із використанням IoT-камер	22
2.2. Будова автоматизованої системи моніторингу стану помідорів у теплицях	24
2.3. Налаштування IoT-камер типу «Сірі».....	29
2.4. Виявлення об'єктів за допомогою YOLOv3 на Tensorflow 2.0	32
РОЗДІЛ 3. РОЗРОБКА ГЛИБИННОЇ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ МОДЕЛІ ДЛЯ МОНІТОРИНГУ СТАНУ ПОМІДОРІВ У ТЕПЛИЦІ.....	37
3.1. Обґрунтування схеми моніторингу стану помідорів у теплицях із використанням IoT-камер.....	37
3.2. Збір даних про стан вирощування помідорів у теплиці	39
3.3. Вибір моделі та виконання глибокого навчання для моніторингу стану помідорів	41
РОЗДІЛ 4. ОХОРОНА ПРАЦІ	45
4.1. Аналіз умов праці.....	45
4.2. Мікроклімат робочої зони	46
4.3. Виробниче освітлення.....	47
4.4. Електробезпека	48
4.5. Пожежна безпека.....	50

РОЗДІЛ 5. ВИЗНАЧЕННЯ ЕКОНОМІЧНОЇ ЕФЕКТИВНОСТІ ВІД ВПРОВАДЖЕННЯ АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИСТЕМИ МОНІТОРИНГУ СТАНУ ПОМІДОРІВ У ТЕПЛИЦЯХ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ ІОТ-КАМЕР	52
ВИСНОВКИ І ПРОПОЗИЦІЇ.....	56
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	60

ВСТУП

На сучасному етапі індустріалізації сільського господарства важливу роль відіграють інформаційні технології, які стають усе більш визначальними щодо ефективності діяльності [31]. Одним із прикладів цього є застосування IoT-технологій у вирощуванні сільськогосподарської продукції. Зокрема, досить актуальною є розробка та впровадження автоматизованих систем моніторингу стану помідорів у теплицях, що базується на використанні IoT-камер.

У тепличних господарствах ефективно вирощування помідорів вимагає постійного контролю за умовами виробничого середовища та станом розвитком рослин. Використання IoT-камер дозволяє отримувати в реальному часі відеозображення з теплиць, аналізувати його за допомогою комп'ютерного зору та встановлювати взаємозв'язок із системами керування [1]. Це дозволяє реагувати на зміни у рості та стані рослин, а також за потреби виконувати роботи із догляду за рослинами.

При цьому виникає потреба у створенні комплексної системи, що поєднує в собі апаратні та програмні засоби для забезпечення постійного моніторингу та оптимізації процесів керування вирощуванням помідорів у тепличних комплексах для заданих кліматичних умов [35]. Важливими при цьому є IoT-камери, які будуть здійснювати постійне фото фіксування рослин, результати якого аналізуватимуться використовуваним програмним забезпеченням. Зображення з камер у подальшому аналізуються за допомогою алгоритмів комп'ютерного зору, що забезпечить виявляти ознаки хвороб та стресу рослин або ж нестачі для них поживних речовин.

У подальшому автоматизована система забезпечує сповіщення операторів про будь-які небажані ситуації, які стосуються захворювання рослин, зміни допустимих параметрів вологості або температури тощо. На основі зібраних даних та їх аналізу автоматизована система буде надавати рекомендації щодо оптимізації режимів виконання виробничих операцій – поливу, вентиляції та

додаткового освітлення для підтримки оптимальних умов для росту та розвитку помідорів.

Впровадження запропонованої автоматизованої системи моніторингу стану помідорів у теплицях із використанням IoT-камер забезпечить ефективне вирощування помідорів у теплицях а також знизить витрати на процеси вирощування та збільшить якість і врожайність отриманої продукції.

РОЗДІЛ 1.

СТАН ПИТАННЯ ТА ПОСТАНОВКА ЗАВДАННЯ

1.1. Доцільність використання автоматизованих систем моніторингу стану помідорів у теплицях

Вирощування та збір врожаю помідорів є одним із найбільш трудомістких завдань у промислових овочевих теплицях. Однак пошук робочої сили для виконання цих завдань залишається складною проблемою. У багатьох розвинених країнах як старіння населення, так і обмеження на імміграцію сприяли проблемам нестачі робочої сили. Інші події, такі як пандемія COVID-19, також призвели до обмеження руху робочої сили та пролили світло на вплив нестачі робочої сили на продовольчу безпеку. Таким чином, зараз існує значний інтерес до розгортання автоматизованих систем моніторингу стану помідорів у теплицях.

Автоматизована система моніторингу стану помідорів у теплицях здатна виявляти потребу у виконанні окремих видів робіт, а її архітектура залежить від багатьох різних компонентів. Використанням IoT-камер є одним із основних компонентів, який забезпечує такі можливості, як виявлення та локалізація помідор у межах теплиці або класифікація зображень для аналізу їх стану. Системи комп'ютерного зору засновані на глибокому навчанні, набули великої популярності в останні роки [32; 43; 27]. Вони часто можуть досягти високого рівня успіху у задачах класифікації, однак вимагають величезної кількості даних щоб пройти належне навчання. У ситуаціях, коли даних може бути мало, зокрема незвичайних завдань, таких як збирання врожаю в теплицях, або ситуацій, коли використанням IoT-камер спочатку розгортається в новому чи іншому середовищі, може бути важко передбачити, як працюватиме система комп'ютерного зору.

Розробка автоматизованої системи моніторингу стану помідорів у теплицях з використанням IoT-камер має кілька важливих переваг (рис. 1.1).

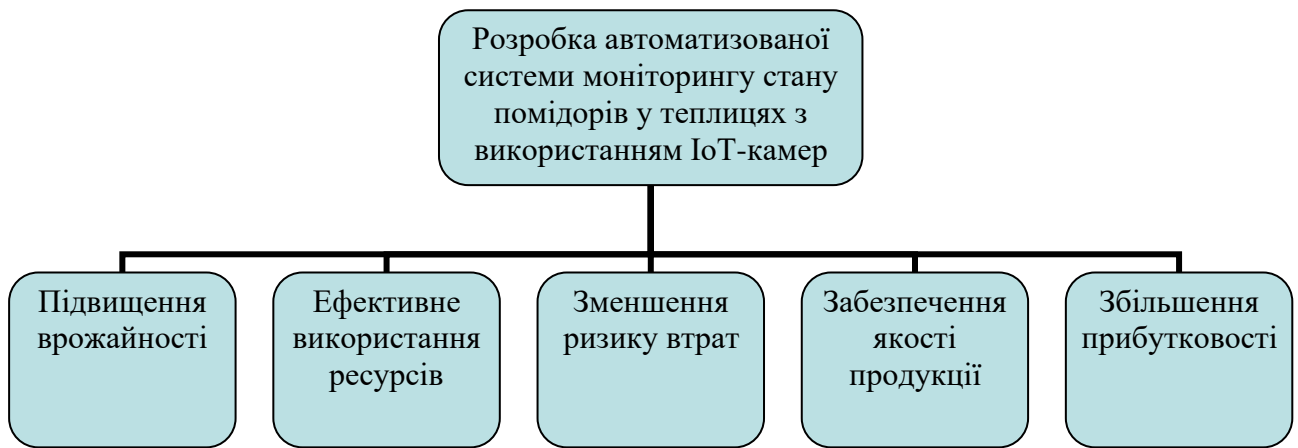


Рисунок 1.1 – Переваги розробки та використання автоматизованої системи моніторингу стану помідорів у теплицях з використанням IoT-камер

Автоматизована система моніторингу стану помідорів у теплицях з використанням IoT-камер надає можливість постійного моніторингу стану рослин, виявлення ранніх ознак хвороб або стресу рослин, що дозволяє оперативно реагувати та запобігати втратам урожаю.

Завдяки автоматизованому моніторингу можна точно визначити потреби рослин у воді, добривах та інших ресурсах, що дозволить зменшити їх використання та оптимізувати процеси обробки.

Автоматизована система моніторингу стану помідорів у теплицях з використанням IoT-камер дозволяє вчасно виявляти шкідників, хвороби та інші проблеми, що допомагає зменшити ризик втрат урожаю та забезпечити стабільну продукцію.

Моніторинг стану рослин дозволяє виявляти відхилення в рості та розвитку, що може свідчити про хвороби або недоліки в годуванні. Це допомагає забезпечити високу якість та безпеку продукції.

Завдяки автоматизованій системі моніторингу стану помідорів у теплицях з використанням IoT-камер виконується оптимізація виробничих процесів та зменшення втрат урожаю, що дозволяє збільшити прибуток від сільськогосподарської діяльності.

Автоматизована система зменшує потребу в ручній праці для моніторингу стану рослин, що дозволяє фермерам ефективніше використовувати свій час та ресурси.

Отже, розробка автоматизованої системи моніторингу стану помідорів у теплицях з використанням IoT-камер є дієвим і перспективним напрямком, який сприятиме підвищенню ефективності та прибутковості сільськогосподарського виробництва.

1.2. Призначення та структура автоматизованих систем моніторингу теплиць

Будучи регульованим середовищем, теплиця споживає менше ресурсів і менше викидів, ніж польове рослинництво, і зменшує викиди парникових газів від сільськогосподарського виробництва. Крім того, теплиця з інтелектуальною системою моніторингу має кращий ефект енергозбереження та зменшення викидів [35]. Одночасно інтелектуальна система моніторингу може заздалегідь передбачити екстремальне середовище в теплиці, зменшити кількість хвороб і комах-шкідників, скоротити використання пестицидів і добрив і забезпечити високоякісне харчування. Дослідники все більше й більше цікавляться системами моніторингу теплиць, і як правильно й ефективно запровадити їх у виробництво, є серйозною проблемою.

Виконаний систематичний огляд інтелектуальної системи моніторингу теплиці дав можливість встановити особливості обслуговування підсистем передачі даних і серверної обробки шляхом ідентифікації, переліку та подальшого пояснення екологічних параметрів теплиці та вивчення загальної конструкції системи моніторингу теплиці.

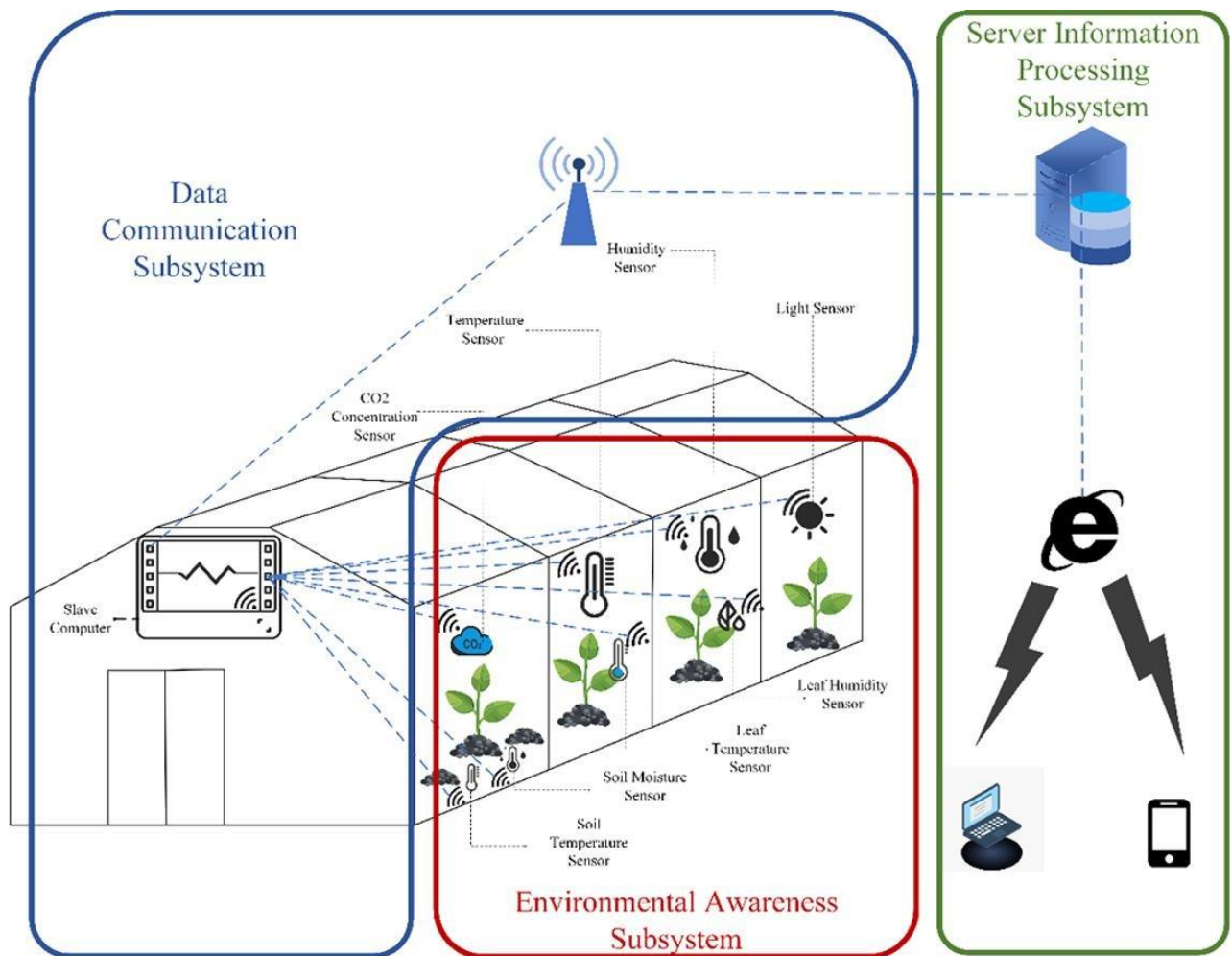


Рисунок 1.2 – Система моніторингу теплиці на основі Інтернету речей (IoT)

Виявлено, що багатопараметричний моніторинг є корисним для досягнення ефективного контролю теплиці, а бездротова технологія поступово замінила дротовий режим для передачі даних у навколишньому середовищі як всередині, так і поза теплицею. Примітно, що глибоке навчання, великі дані та інші передові технології, що використовуються в моніторингу теплиць, вважаються цінними розробками, вони ще більше вдосконалюють віддалене управління теплицями та покращують використання енергії при будівництві теплиць.

Згідно з оглядом літератури [38], структура системи моніторингу теплиць (рис. 1.3) включає три підсистеми:

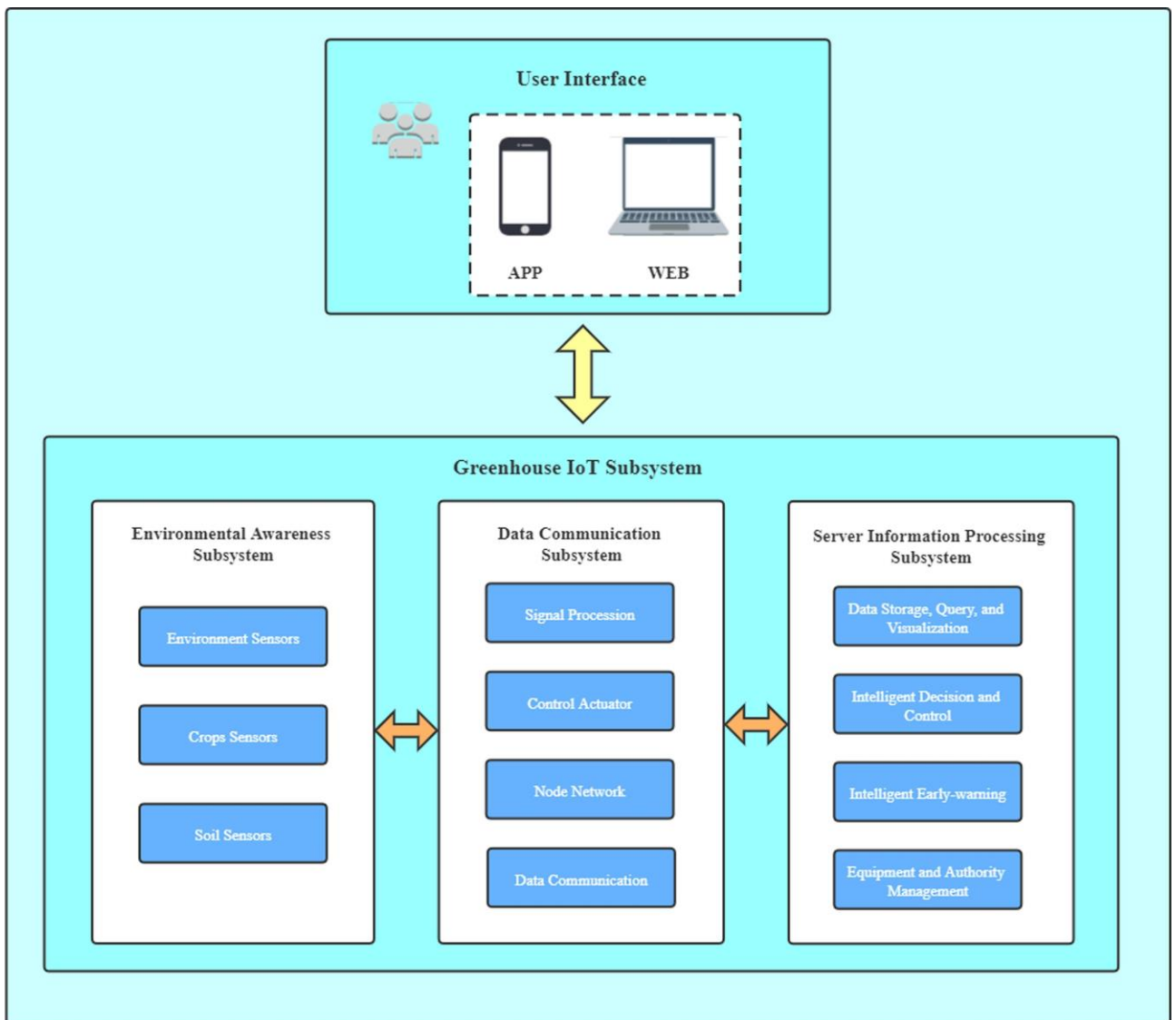


Рисунок 1.3 – Структура автоматизованих систем моніторингу теплиць на основі Інтернету речей (IoT)

- 1) підсистема моніторингу в теплиці для сприйняття навколишнього середовища, тобто підсистема екологічної обізнаності, яка може контролювати середовище теплиці та параметри врожаю, а також отримувати дані моніторингу;
- 2) підсистема обробки інформації для сервера, обчислення сприйнятої інформації, тобто сервер підсистема обробки інформації, яка може зберігати, аналізувати та візуалізувати дані моніторингу, а потім приймати рішення;

3) підсистема зв'язку для обміну даними між двома підсистемами, згаданими вище, тобто підсистема передачі даних, яка може передавати дані, обробляти сигнал і контролювати виконавчий механізм.

1.3. Аналіз існуючих систем моніторингу стану помідорів у теплицях

На сьогодні відомо багато конфігурацій систем моніторингу стану помідорів у теплицях. На рис. 1.4 показано зображення загальної гідропонної теплиці, яка побудована у Кореї [36].



Рисунок 1.4 – Загальна гідропонна теплиця в Кореї [36]

У секціях, де висаджуються культури, є рейки, які використовуються як труби гарячої води, а інші секції є бетонними поверхнями. З цієї причини ведучі колеса робота виготовлені у вигляді подвійної конструкції. Для автоматичного керування роботом у секції, де висаджуються культури, у нижній частині робота встановлено два датчики наближення, які розпізнають початкове та кінцеве положення секції культури. На бетонній поверхні робот

розпізнає магнітну лінію на підлозі за допомогою магнітного датчика і їде по цій лінії.

На рис. 1.5 показано схематичні та фактичні зображення робота, використаного в цьому дослідженні.

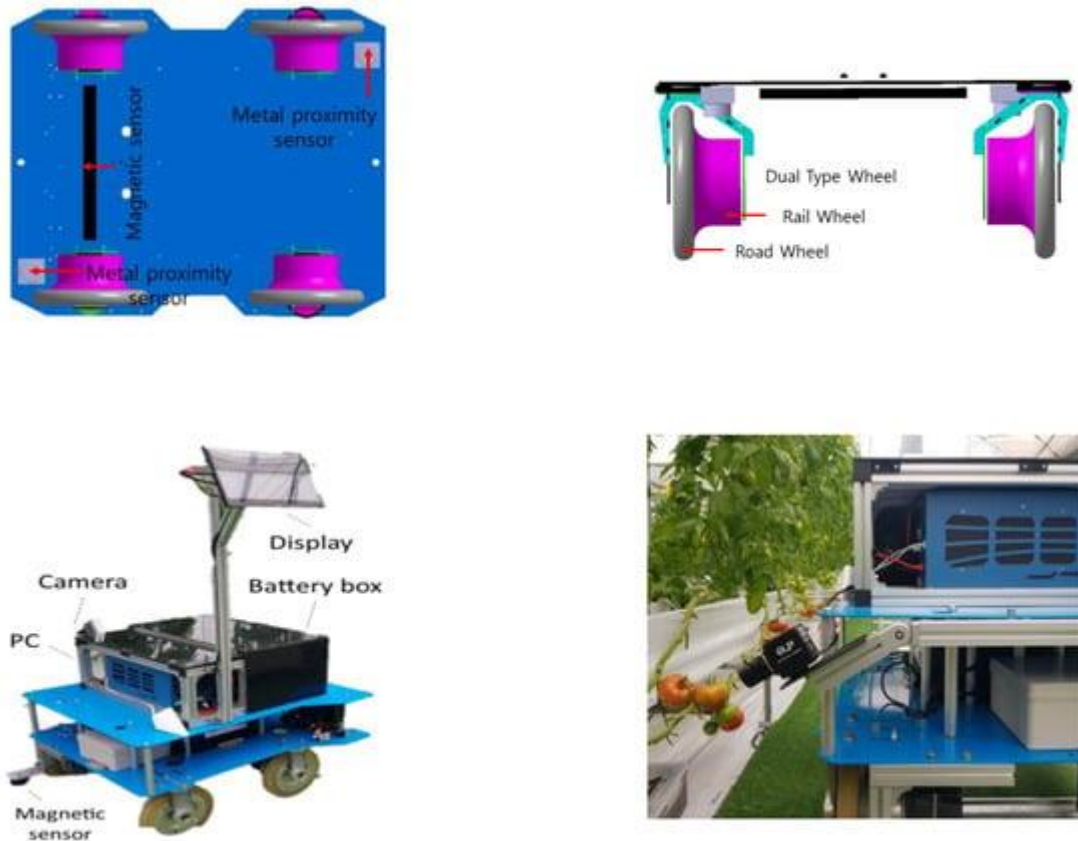


Рисунок 1.5 – Схематичне та фактичне зображення моніторингового робота [36]

Для виявлення на основі зображень створено систему, яка складається з високопродуктивного комп'ютера та камери. Промисловий комп'ютер Nuvov-8108 (Neousys tech.) використовується з графічним процесором NVIDIA GTX 2080 ti та встановленою веб-камерою ELP 4K USB.

У міру зростання рослини томатів починають давати квіти, плоди та листя. Працівники теплиць зазвичай прикріплюють нитку до окремих рослин, щоб стимулювати вертикальне зростання. Щоб контролювати швидкість росту помідорів, працівники вибірково проводять видалення листя, що видаляє шар листя над помідорами та дозволяє їм поглинати світло та продовжувати дозрівати (наприклад, спричиняючи видимість помідорів рис. 1.6-1.8).

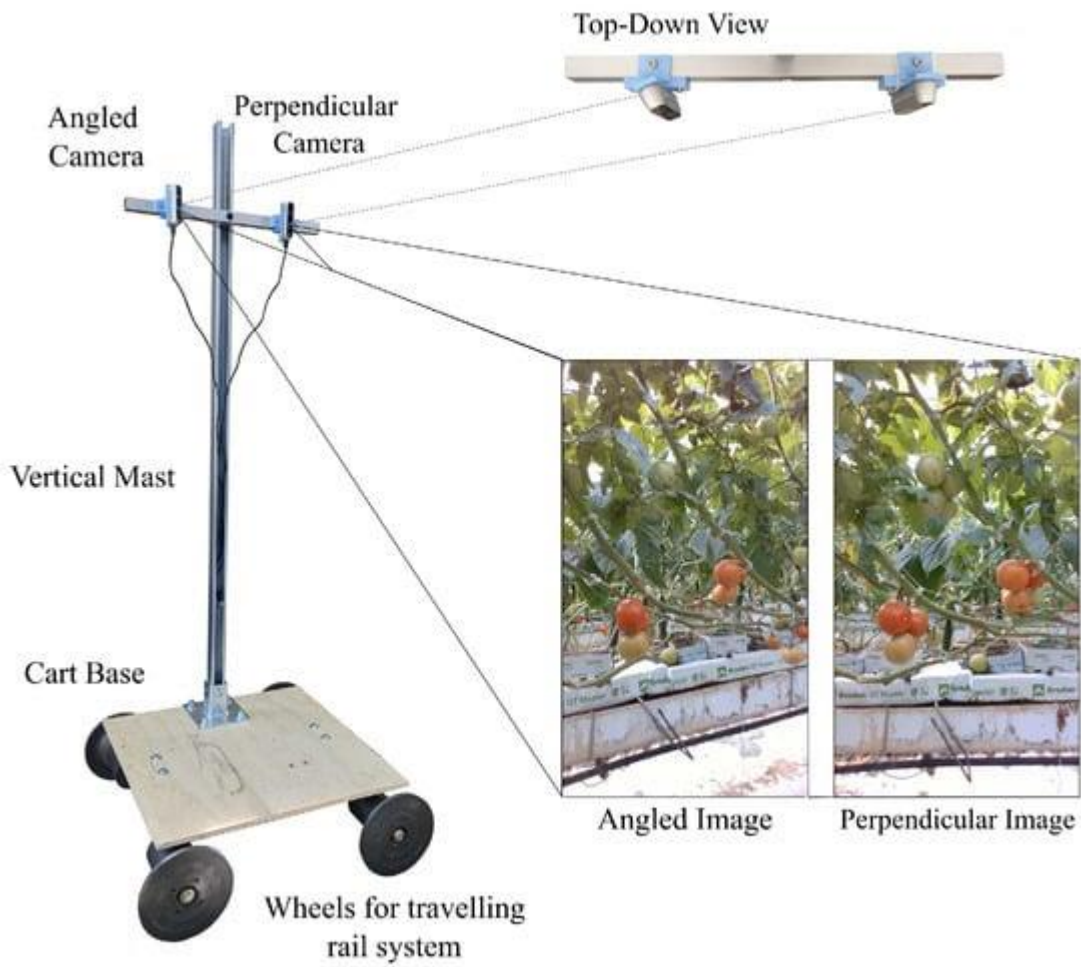


Рисунок 1.6 – Система візок та дві камери для фіксування стану плодів помідорів [37]

Під час збирання помідори відокремлюють від плодоніжки (поштучно або гронами) і складають у кошики для подальшої переробки. Під час процесу збору врожаю та видалення листя слід бути обережним, щоб (рис. 1.7, а) не пошкодити основне стебло рослини та (рис. 1.7, б) збирати лише достатньо стиглі та готові до збору помідори. Такі об'єкти, як помідори та стебла, мають вирішальне значення для успіху операції в обох випадках і, як такі, утворюють два класи об'єктів, які вивчаються в цій статті.



(a) Perpendicular camera.



(b) Angled camera.

Рисунок 1.7 – Мітки на рівні екземплярів для екземплярів помідорів і сегментів стебла з обох камер (кольори використовуються лише для розрізнення різних екземплярів із мітками) [37]



(a) Pose-PC dataset.

(b) Pose-AC dataset.

(c) Illumination dataset.



(d) Task dataset.

Рисунок 1.8 – Варіанти однієї і тієї ж операції збирання помідорів за різних умов [37]

На рисунку 1.8 показана перпендикулярна камера (PC, (рис. 1.8, a)) і кутова камера (AC, (рис. 1.8, b)). Відображено освітленість (рис. 1.8, c) – дані, зібрані за попередній рік, коли погода впливала на умови зображення. Отримані (рис. 1.8, d) дані, зібрані камерою, встановленою на робототехнічній руці, у процесі розрахунку плану підходу до збирання помідорів.

Щоб використовувати роботів-збирачів, машинний зір повинен мати можливість виявляти та локалізувати цільові об'єкти у листових хащах. У роботі [37] зосереджено увагу на підмножині операцій збирання врожаю, а саме збиранні врожаю томатів у теплицях, і досліджуємо вплив, який варіації розміру набору даних, процесу збору даних та інших умов навколишнього середовища можуть мати на здатність узагальнення моделі Mask-RCNN в виявленні двох критичних для збирання врожаю об'єктів: помідорів і стебел.

1.4. Особливості виявлення об'єктів для тепличних процесів

Важливим першим кроком у будь-якому збиранні врожаю є виявлення та локалізація цільових овочів або фруктів. Традиційні підходи, засновані на комп'ютерному зорі та знаннях предметної області, можуть націлюватися на виявлення специфічних особливостей об'єктів, включаючи форму та колір [31; 18; 17; 22].

Однак ці підходи можуть бути неефективними при застосуванні до різних середовищ. В останні роки підходи, засновані на даних та навчанні, у тому числі на основі архітектур виявлення об'єктів, таких як Mask-RCNN [20] або сімейство детекторів об'єктів YOLO [33], стали широко розповсюдженими. Ці підходи різноманітні та стосуються таких об'єктів, як помідори [1; 29; 41; 35; 26; 38; 42; 16], перець [39] і плодоніжки [19], а також гілки та стебла [40; 30].

Модель R-CNN використовується для виявлення та сегментації об'єктів. Це реалізація Mask R-CNN на Python 3, Keras і TensorFlow. Модель генерує обмежувальні рамки та маски сегментації для кожного екземпляра об'єкта на

зображенні. Вона заснована на мережі Feature Pyramid Network (FPN) і магістралі ResNet101.

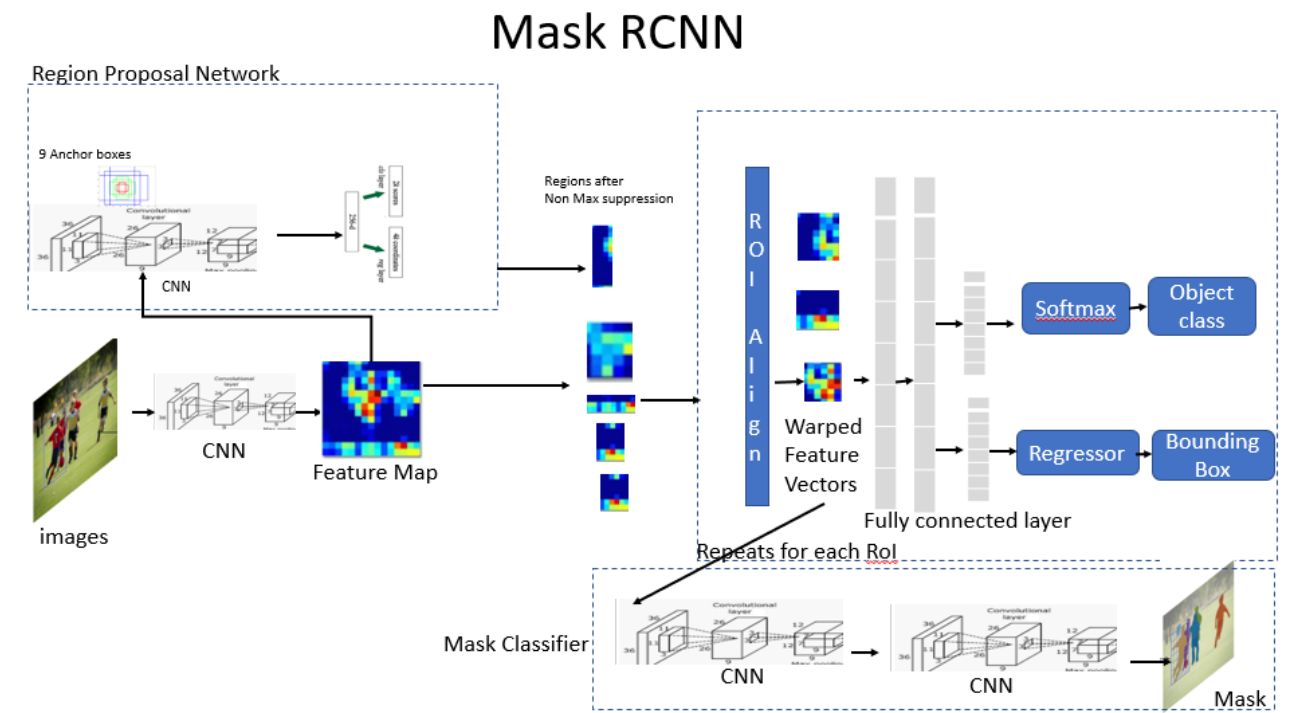


Рисунок 1.9 – Архітектура Mask R-CNN

YOLOv5 належить до архітектури One-Stage detector - підходу, що передбачає координати певної кількості bounding box'ів із результатами класифікації та ймовірності знаходження об'єкта, і надалі коригуючи їхнє місце розташування. Загалом таку архітектуру можна представити в такому вигляді (рис. 1.10).

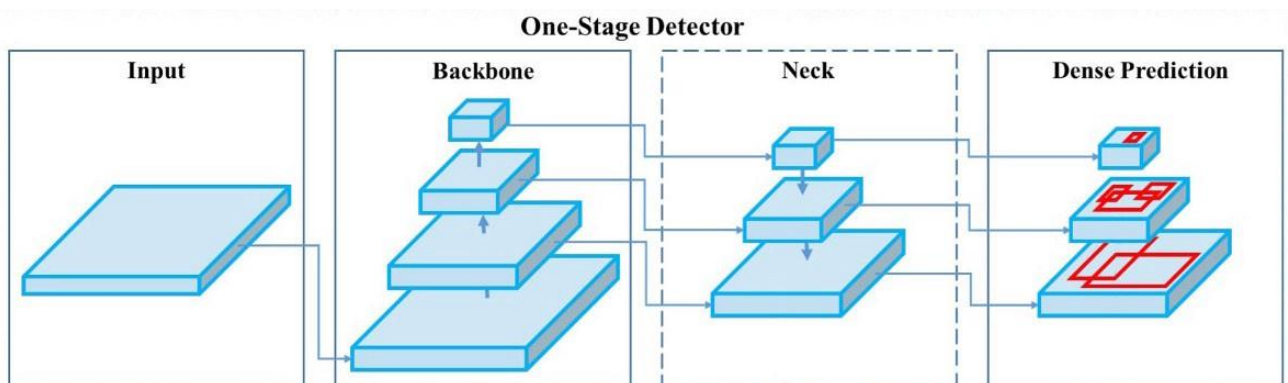


Рисунок 1.10 – Архітектура One-Stage detector

Мережа скейлить вихідне зображення в кілька feature map з використанням skip-connection та інших архітектурних фішок. Отримані карти ознак приводяться до однієї роздільної здатності за допомогою апсемплінгу і конкатенуються. Потім передбачаються класи і bounding box для об'єктів, далі для кожного об'єкта вибирають найімовірніший bounding box за допомогою Non-Maximum Suppression.

Заслуговує на увагу архітектура Single-Shot MultiBox Detector (SSD) , яка належить до One-Step Framework, також відомої як Regression або Classification Based Framework, як і YOLO або RetinaNet [29]. У таких рамках існує явне відображення між значеннями пікселів, координатами обмежувальної рамки та ймовірностями класу, на відміну від структур на основі регіональних пропозицій, наприклад, Faster RCNN.

Таким чином, у порівнянні з Faster RCNN і тією ж категорією архітектур, SSD має нижчий час визначення для досягнення продуктивності в реальному часі.

Архітектура SSD, зображена на рис. 1.11, складається з двох основних частин: вилучення функцій і виявлення об'єктів.

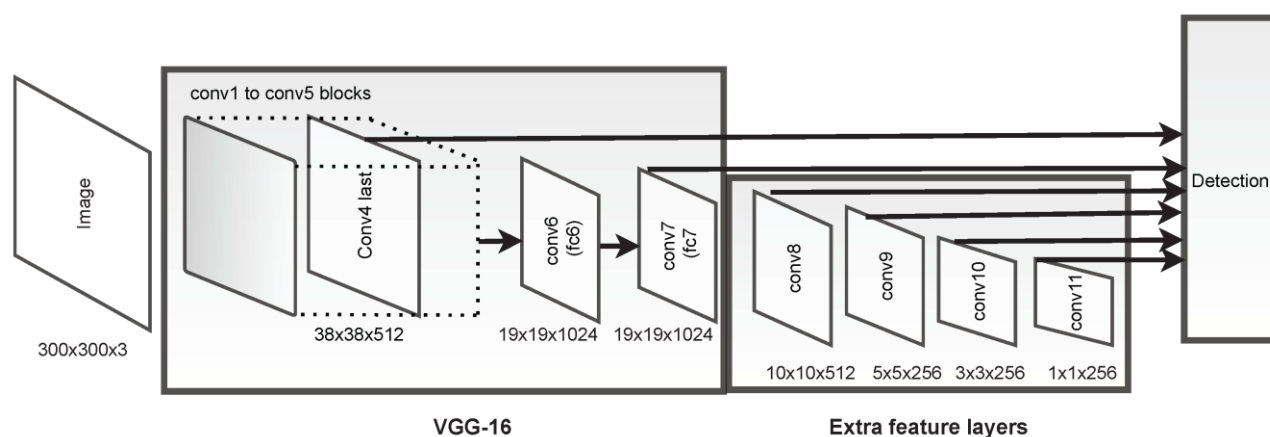


Рисунок 1.11 – Схема для архітектури SSD з використанням VGG16 як магістралі

Для першого зазвичай використовується найсучасніша модель класифікації (наприклад, мережа VGG16), але також можливі інші, такі як ResNet або MobileNet. Екстрактор ознак називається основою, і його метою є

генерувати високорівневі карти ознак із вхідного зображення. Окрім магістралі, SSD додає шість додаткових карт функцій із зменшенням просторового виміру.

Одним із викликів при розробці систем бачення і, зокрема, моделей виявлення об'єктів для використання в теплицях є різноманітність і складність завдань, які робот повинен вирішити. Різні завдання можуть вимагати використання різних методологій маркування (наприклад, обмежувальні прямокутники проти багатокутників), можуть мати справу з різними класами об'єктів (наприклад, стебла, помідори, перець і листя), можуть використовуватися для різних програм (таких як підрахунок [21] або відстеження основного стовбура [19]), або можуть мати різні обмеження продуктивності, такі як точність і швидкість висновку. Хоча існує багато різних наборів даних, які можуть бути придатними для навчальних моделей для загальних завдань виявлення фруктів і овочів, включаючи CropDeer [44] (містить 30 категорій фруктів і овочів на різних стадіях вирощування) і Laboro Tomato [23], які можна використовувати для сегментація томатів і класифікація дозрівання, немає універсального набору даних для збору тепличного врожаю.

РОЗДІЛ 2.

АНАЛІЗ ОБ'ЄКТУ КЕРУВАННЯ ТА ВИБІР ЗАСОБІВ

2.1. Структура автоматизованої системи моніторингу стану помідорів у теплицях із використанням IoT-камер

Нами пропонується ефективна система моніторингу росту помідорів і прогнозування врожаю на основі IoT-камери. Вони фіксуються на кліпсах, які входять до складу системи виявлення та відстеження стану плодів помідорів на основі IoT-камери для прогнозування часу збору врожаю. Затискачі часто використовуються в тепличному садівництві, оскільки вони призначені для фіксації стебла помідора за допомогою направляючої струни.

IoT-камера затискного типу встановлюється за допомогою прямої стрічки на стебло помідора, і вона фіксує зображення стану плодів помідорів на грядці з близькими інтервалами. Камера має конструкцію, щоб її легко встановити на каркас теплиці, що вирішує проблеми ідентифікації та відстеження під час руху разом зі зростаючим стеблом помідора.

IoT-камера типу кліпси фіксувала зображення кожної теплиці та відстежувала стан плодів помідорів у теплиці за допомогою алгоритмів виявлення та відстеження об'єктів на основі глибокого навчання. Крім того, дату збору врожаю можна розрахувати, використовуючи дату цвітіння (тобто виявлення квітки та відстеження від розпускання квітки до незрілих плодів) та інтегрованого середньодобового прогнозування температури всередині теплиці, оскільки температура впливає на ріст і розвиток рослин помідорів [1].

Щоб оцінити продуктивність системи, кліпсові IoT-камери були встановлені на чотирьох рослинах томатів у нашій теплиці. Автоматизована система протягом трьох місяців виявляла та відстежувала стан плодів помідорів кожної грядки. На кожну рослину помідорів використовували три IoT-камери кліпсового типу, залежно від швидкості росту томатів. Моніторинг проводився за трьома верхніми точками від вершини росту. Крім того, дату збору врожаю,

визначену нашою системою, порівнювали з даними, виміряними вручну. Результати показали похибку $\pm 2,03$ дня. Система може автоматично прогнозувати дату збору врожаю томатів з високою ефективністю, використовуючи виявлення та відстеження стану плодів помідорів. Прогноз можна використовувати як індикатор для росту культур і управління врожаєм у теплицях.

Автоматизована система розроблена для прогнозування дати збору врожаю шляхом відстеження виявлених стану плодів помідорів (рис. 2.1).



Рисунок 2.1 – Структура автоматизованої системи моніторингу стану помідорів у теплицях із використанням IoT-камер

Спочатку вручну встановлюють IoT-камери власної конструкції кріплення у кожній теплиці із помідорами. Після встановлення система щохвилини отримує зображення кожного ряду із помідорами, і на кожному зображенні виявляються стан плодів помідорів. Потім система розраховує дату збору врожаю, використовуючи середньодобовий прогноз температури з дати цвітіння, якщо було виявлено що розпустилися квіти, а також дата антезису – це дата, коли система виявляє квітку, що розквітає у ряді теплиці.

Система відстежує кожний виявлений плід помідорів, щоб підтвердити кількість плодів, які фактично можна зібрати. При цьому деякі плоди, що утворилися не утворюють бажаний плід, однак більшість зрілих плодів можна

збирати. Нарешті, система розраховує щоденний урожай помідорів, використовуючи прогнозування дати збирання та підтвердження для кожного ряду теплиці.

2.2. Будова автоматизованої системи моніторингу стану помідорів у теплицях

Запропонована система складається з IoT-камер із кліпсами, периферійного комп'ютера, живлення через Ethernet (PoE) і датчиків навколишнього середовища в апаратному забезпеченні (рис. 2.2, а).

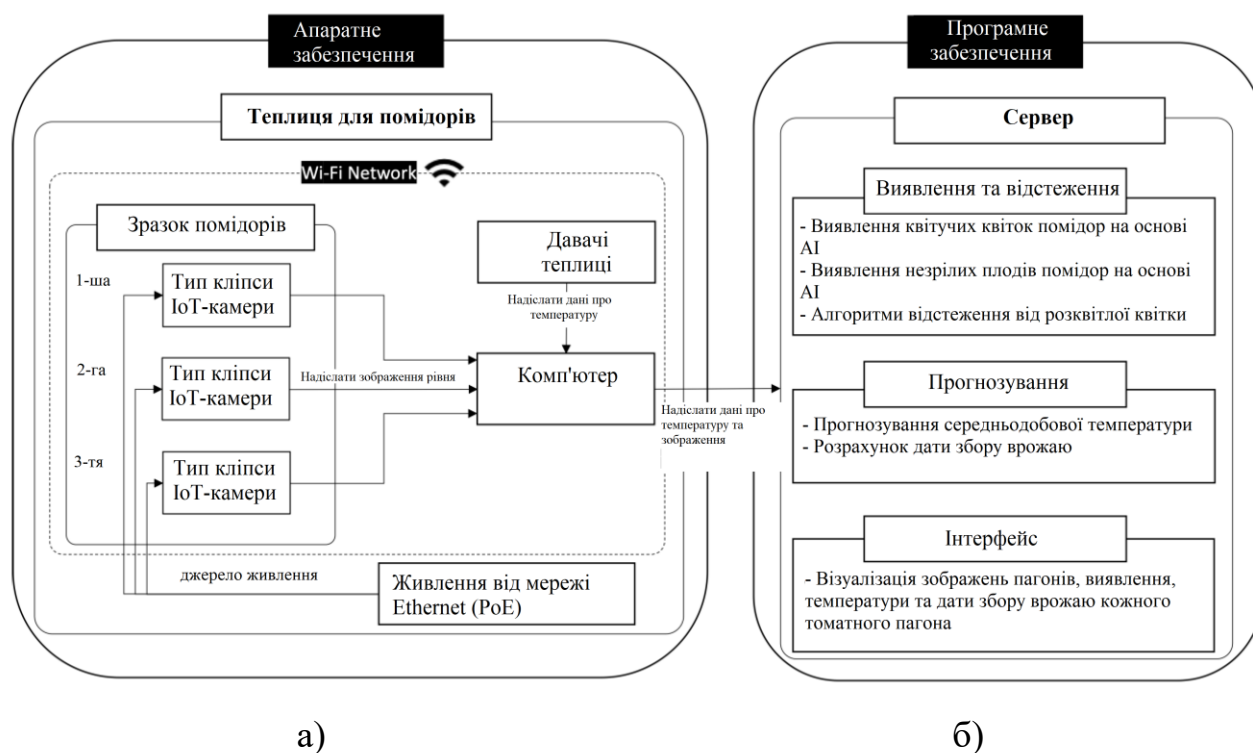


Рисунок 2.2 – Конфігурація системи: конфігурація апаратного забезпечення (а); конфігурація програмного забезпечення (б)

Кожну із рослин помідора фіксує три IoT-камери кліпсового типу. Камери мають електричне живлення від PoE та бездротово підключаються до

периферійного комп'ютера теплиці (Raspberry Pi) через внутрішню мережу (тобто Wi-Fi) (рис. 2.3).

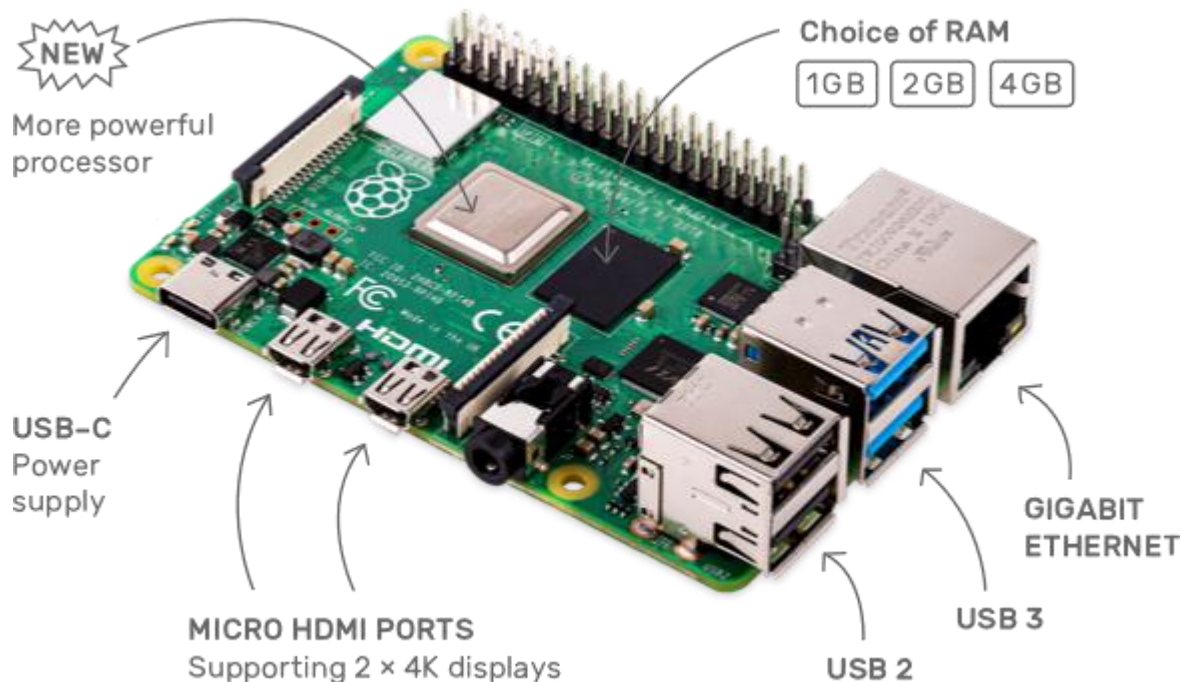


Рисунок 2.3 – Загальний вигляд периферійного комп'ютера теплиці (Raspberry Pi 4)

Raspberry Pi – це невеликий комп'ютер із операційною системою Linux. Це мініатюрний комп'ютер, який здебільшого використовується для запуску великих та інтелектуальних програм для швидкого отримання результату. Raspberry Pi 4 B+ (RP4) це одна із моделей, розроблена компанією, яка спеціалізується на виробництві новітніх дротових та бездротових систем зв'язку, що використовуються в більшості розумних пристроїв. Raspberry Pi 4 має чотирьох ядерний процесор, але він має три різні версії, які дають три різні розміри оперативної пам'яті. Pi 4 використовує mini HDMI, а також має два порти для двох дисплеїв 4K.

Датчики навколишнього середовища теплиці також підключені до периферійного комп'ютера. Кожна IoT-камера кліпсового типу надсилає зроблені зображення рядка із помідорами на периферійний комп'ютер, а датчик надсилає дані про температуру. Усі дані зберігалися на крайньому комп'ютері.

Таблиця 2.1 – Особливості та технічні характеристики периферійного комп'ютера теплиці Raspberry Pi 4

Показник	Значення
ЦП	Чотирьохядерний Cortex-A72 (64-розрядний) на 1,5 ГГц
GPU	H264 (декодування 1080p60, кодування 1080p30) Графіка OpenGL ES 3.0, H.265 (декодування 4кp60)
ОЗП	1 ГБ, 2 ГБ, 4 ГБ.
Діапазон робочої напруги	5 В з мінімумом 3 А
ПОРТИ GPIO	28 контактів введення/виведення
LAN	в наявності
PoE	Увімкнути
WIFI	в наявності
Bluetooth	5.0
Флеш-картка	в наявності
HDMI	2 порти з дисплеєм 4k (mini-HDMI)
Заголовок PWR Exp	Недоступний
Джерело живлення	Гніздо живлення постійного струму, міні-порт USB-C
Роз'єми розширення	40 контактів (SPI, I 2 C, LCD, UART, PWM, SDIO)
USB	2×2,0, 2×3,0
Камера	CSI
Дисплей	DSI
Робоча температура	0-50 градусів

Raspberry Pi 4 має всі сучасні системи зв'язку. Він має внутрішній Wi-Fi і Bluetooth для бездротового обміну даними. Pi можна легко переміщати в одній мережі завдяки підтримці швидкого Wi-Fi. Пристрій також підтримує локальну

мережу на випадок, якщо Wi-Fi недоступний, а мережа для зв'язку використовує дротовий спосіб зв'язку:

- ✓ LAN – Gigabyte Ethernet
- ✓ Bluetooth – 5.0
- ✓ WiFi – 2,4 зі швидкістю 5 ГГц.

У Raspberry Pi 4 є два міні-порти HDMI, які можна використовувати одночасно для перегляду кількох робочих столів. Обидва порти забезпечують перегляд 4K ULTRA HD для користувача. Ніколи не виникає відчуття, що користувач дивиться на комп'ютер мініатюрного розміру.

Raspberry Pi 4 є чотири порти USB. Два порти підтримують лише 2.0, а решта два – 3.0. Ця підтримка 3.0 дає користувачам можливість швидко передавати дані.

У зв'язку зі збільшенням використання Raspberry Pi в IoT та інших розумних пристроях блок PoE також увійшов до Pi. PoE на одній платі дозволяє користувачам передавати живлення на пристрій через дрот Ethernet. У випадку PoE знадобиться зовнішній PoE HAT.

Пристрій підтримує камеру (рис. 2.4). Він має двосмуговий порт камери MIPI CSI, який можна використовувати для підключення Raspberry Pi 4 безпосередньо до камер і використання їх без будь-якого третього інтерфейсу.



Рисунок 2.4 – Загальний вигляд IoT-камери затискного типу (M5Stack, Китай)

Вибрана Wi-Fi камера M5Stack ESP32 [28] – це модуль камери на базі ESP32, який інтегрує чіп ESP32 і містить 8 МБ PSRAM. Він використовує 3-мегапіксельну камеру (OV3660) з кутом огляду 66,5° і може робити фотографії з максимальною роздільною здатністю 1600x1200.

M5Stack ESP32 має вбудований акумулятор ємністю 140 мАгод і світлодіодний індикатор стану, а також приховану кнопку скидання під індикатором. Камера в основному розроблена для наднизького енергоспоживання. Час відключення (сон) та включення можна задавати через RTC (BM8563). Після сну сила струму становить лише 2 мкА.

Після включення камери для зйомки звичайних фото (один знімок на годину) батарея витримує безперервну роботу більше одного місяця. Модуль підтримує передачу зображень WiFi і налагодження порту USB, а також виходи нижнього порту HU2.0-4P, які можна підключати до інших периферійних пристроїв. За допомогою вбудованого програмного забезпечення для запису M5Burner можна безпосередньо використовувати Camera-Tool для встановлення Timer Camera X, а також можете обробляти дані Timer Camera X в UIFlow.

Таблиця 2.2 – Особливості та технічні характеристики Wi-Fi камери M5Stack ESP32

Показник	Значення
Дизайн	На основі ESP32
Передача зображення	WiFi
Пробудження після сну за часом	Індикатор стану
Конструкція	Із наднизьким енергоспоживанням
Живлення	Вбудована батарея 140mAh.
Платформа програмування	ESP-IDF/Arduino/UIFlow

Raspberry Pi 4 можна підключити до зовнішнього РК-монітора. Він не використовує розширення для зв'язку з РК-дисплеями, як інші пристрої. Він має окремий 2-канальний порт MIPI DSI, який можна використовувати для зв'язку із зовнішнім сумісним РК-дисплеєм.

SD-КАРТКА – це найбільш необхідна частина Raspberry Pi. ОС Pi буде розміщено на SD-карті, а потім карта використовуватиметься через слот для SD-карти.

Автоматизована система також складається з попередньо навчених моделей для виявлення стану плодів помідорів на основі штучного інтелекту, алгоритмів відстеження від стану плодів помідорів до незрілих плодів. Також здійснюється прогнозування середньодобової температури та розрахунку дати збору врожаю на основі заданих правил. Крім того, система містить інтерфейс, який може візуалізувати кожен результат (рис. 2.2, б).

2.3. Налаштування IoT-камер типу «Слір»

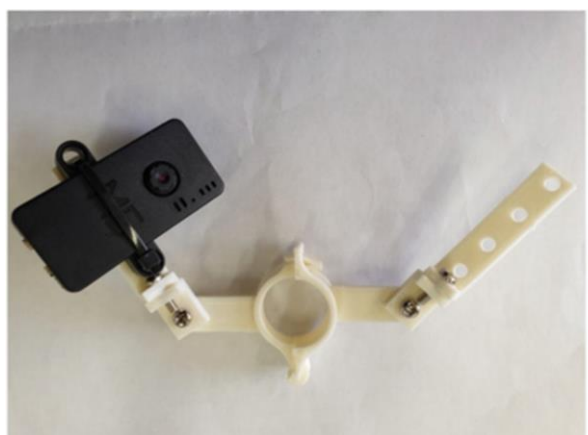
Складність структури плодів помідор значно зростає з часом у теплиці (рис. 2.5).

На початку (наприклад, між посадкою та приблизно через 30 днів після посадки) легко відстежувати стан плодів помідорів. Однак, коли вони стають невидимими або рухаються нерівномірно (рис. 2.5, б, в), стає дуже важко відстежити конкретні зразки стану плодів помідорів.

Дизайн IoT-камери типу затискачів був передбачений із рухом затискачів зі стеблом помідора, навіть коли положення стебла або стрижня помідора змінювалося через його ріст і розвиток. Іншими словами, камера кліпсового типу може безперервно стежити за певними плодами помідорів, коли вона закріплена поблизу них (тобто на конструкції).



а)



б)

Рисунок 2.7 – Загальний вигляд IoT-камери: 1) друкована кліпса і IoT-камера (а); 2) IoT-камера затискного типу (б)

Два плеча з обох боків кліпси призначені не тільки для підтримки балансу кліпси, але й для встановлення додаткових датчиків або батарей. Крім того, кожне плече складається з двох з'єднань для регулювання положення об'єктива камери IoT відповідно до початкового положення кожного помідора, і кожне з'єднання було закріплено гвинтами.

IoT-камеру затискного типу встановлювали зі стеблом помідора та напрямною ниткою на нижній частині кожної ферми (рис. 2.8), при цьому об'єктив камери був спрямований пагони.

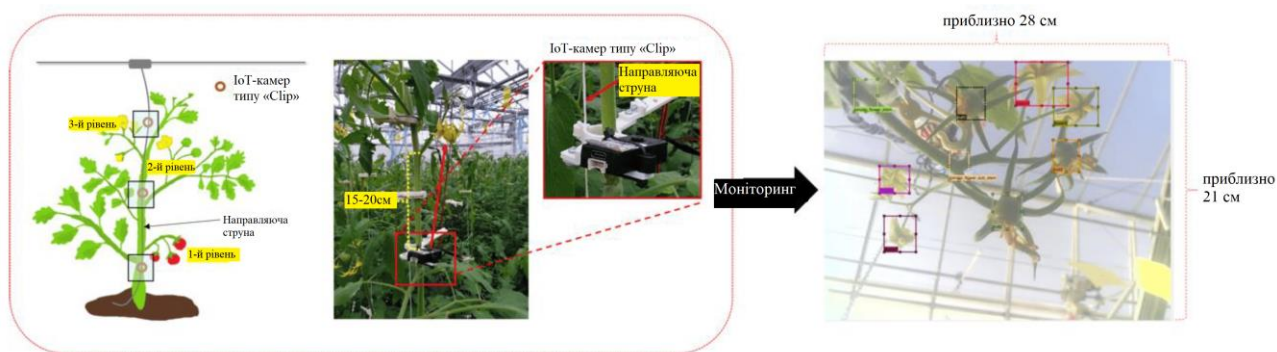


Рисунок 2.8 – Встановлення IoT-камер затискного типу [25]

M5Camera використали для IoT-камери затискного типу (M5Stack, Китай), оскільки це модульний набір інструментів, який можна стекувати на основі ESP32 [25]. Камера легка та маленька з міцним футляром, об'єктивом OV 2640 (поле огляду 65°, максимальна роздільна здатність 1600×1200), роз'ємом живлення USB Type-C та модулем Wi-Fi. Таким чином, камеру було прийнято для використання з індивідуальним затискачем, оскільки, навіть якщо вона зафіксована стеблом помідора, це менше навантажує рослину помідора. Крім того, він був розроблений для простого встановлення та демонтажу за допомогою легко доступних інструментів у теплиці.

2.4. Виявлення об'єктів за допомогою YOLOv3 на Tensorflow 2.0

До появи YOLO більшість способів виявлення об'єктів намагалися адаптувати класифікатори для детекції. У YOLO ж, виявлення об'єктів було сформульовано як завдання регресії на просторово розділених обмежувальних рамок (bounding boxes) і пов'язаних з ними ймовірностей класів.

У нашій роботі пропонується використовувати модель YOLO Object Detection для виявлення стану плодів помідорів та її реалізацію у відкритій програмній бібліотеці Tensorflow 2.0 для машинного навчання. Вона призначена для вирішення низки задач. Бібліотека Tensorflow 2.0 розроблена компанією Google для навчання нейронних мереж, здатних виявляти та

розшифровувати зображення та кореляції, що подібно до навчання та розуміння людей.

Розглянемо процес побудови нашого навчального набору. Припустімо, що потрібно навчити алгоритм виявлення трьох об'єктів рослин із помідорами: стебло, квіти і плоди помідор. Крім того, нам потрібно буде явно визначити фоновий клас, тому ми матимемо лише $\setminus(3 \setminus)$ мітки класу.

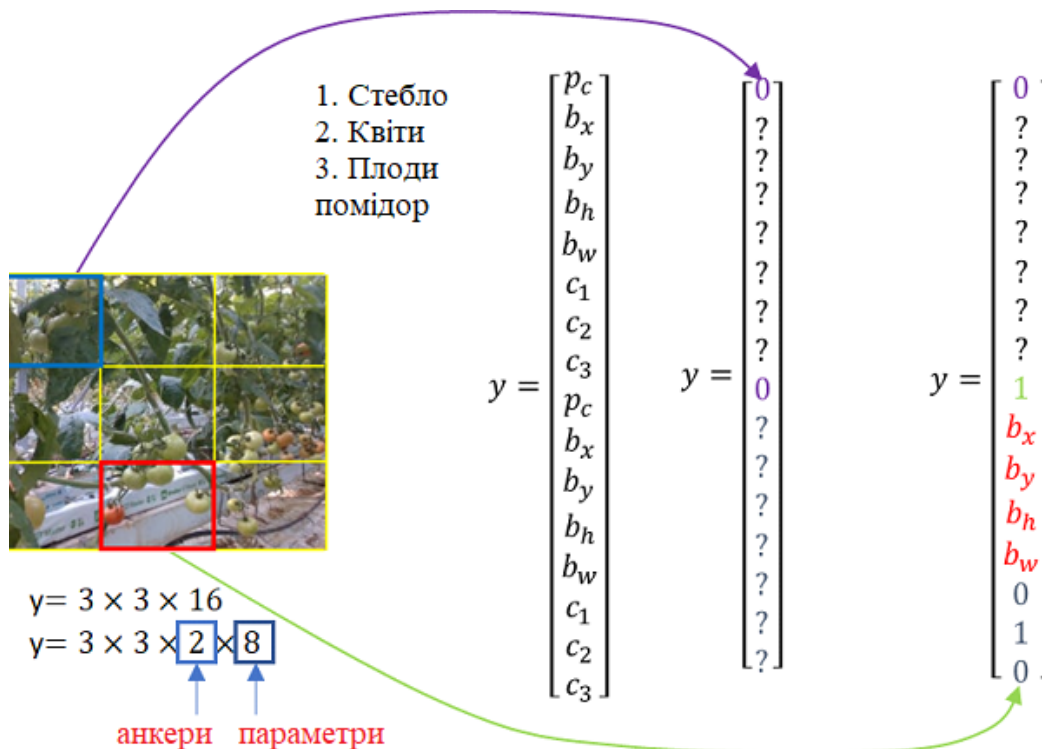


Рисунок 2.9 – Схема виявлення помідор у теплицях за допомогою моделі YOLOv3

Наприклад, використовуємо $\setminus(2 \setminus)$ анкерні коробки (анкерні коробки представлені на рис. 2.9). Це означає, що наш результат $\setminus(y \setminus)$ буде $\setminus(3 \times 3 \times 2 \times 8 \setminus)$. Розмір $\setminus(3 \setminus)$ разів на $\setminus(3 \setminus)$ походить від розміру клітинки сітки, яку застосували до нашого вхідного зображення.

У кожній клітинці сітки використовуємо $\setminus(2 \setminus)$ опорних вектори, і кожен опорний вектор описується $\setminus(8 \setminus)$ параметрами (числами). Ці $\setminus(8 \setminus)$ параметрів представлено у таблиці 2.3.

Таблиця 2.3– Опис об'єктів помідор у теплицях за допомогою моделі YOLOv3

Код	Значення
$\{p_c\}$	Ймовірність того, що в цій конкретній комірці є об'єкт
$\{b_x, \text{enspace } b_y\}$	Положення центру об'єкта
$\{b_h, \text{enspace } b_w\}$	Розмір обмежувальної рамки
$\{c_1, \text{enspace } c_2, \text{enspace } c_3\}$	Мітки для наших $\{3\}$ класів

Щоб створити навчальний набір даних із зображеннями помідор, проходимо через кожну з цих $\{9\}$ клітинок сітки та формуємо відповідний цільовий вектор $\{y\}$. У першій клітинці сітки немає жодного з класів об'єктів. Отже, для значення присутності класу для обох прив'язок матимемо нульові значення. Згодом решта векторних значень нас не цікавлять. Далі ціль $\{y\}$, що відповідає цій клітинці сітки, буде:

$$y = \begin{bmatrix} 0 \\ ? \\ ? \\ ? \\ ? \\ ? \\ ? \\ ? \\ 0 \\ ? \\ ? \\ ? \\ ? \\ ? \\ ? \\ ? \end{bmatrix}. \quad (2.1)$$

Для більшості комірок сітки, оскільки в них немає потрібних об'єктів, матимемо однакові значення для вихідного цільового вектора. З іншого боку,

для клітинки сітки, позначеної червоним кольором, матимемо цільовий вектор (y) , де для першого блоку прив'язки маємо нулі, але для другого маємо конкретні значення як для членства в класі а також для значень обмежувальної рамки (позначено жовтим).

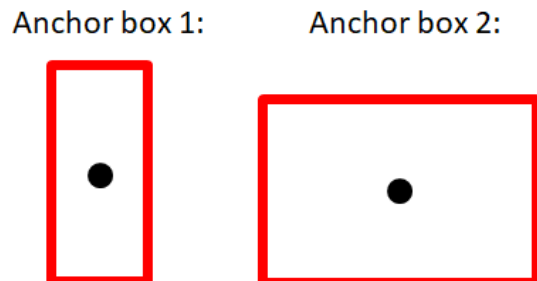


Рисунок 2.10 – Схема опорних коробок моделі YOLOv3

Якщо припустити, що опорні коробки мають високу та широку форму, помідор буде віднесено до опорної коробки 2, яка трохи краще відповідає формі плода помідора на зображенні. Якщо слід визначити, який прив'язний блок вибрати, простим способом є просто перевірити, який із них має вищий перетин над об'єднанням ((IoU)) з ідеальним об'єктним боксом. Слід врахувати, що (p_c) асоційований блок прив'язки (1) дорівнює (0) , тому підходить для решти значень. Для опорної коробки (2) , $(p_c=1)$, оскільки виявили помідор із цією опорною коробкою. Отже, проходимо через це і для кожної з наших (9) позицій сітки ((3×3) позицій сітки) створимо (16) розмірний вектор.

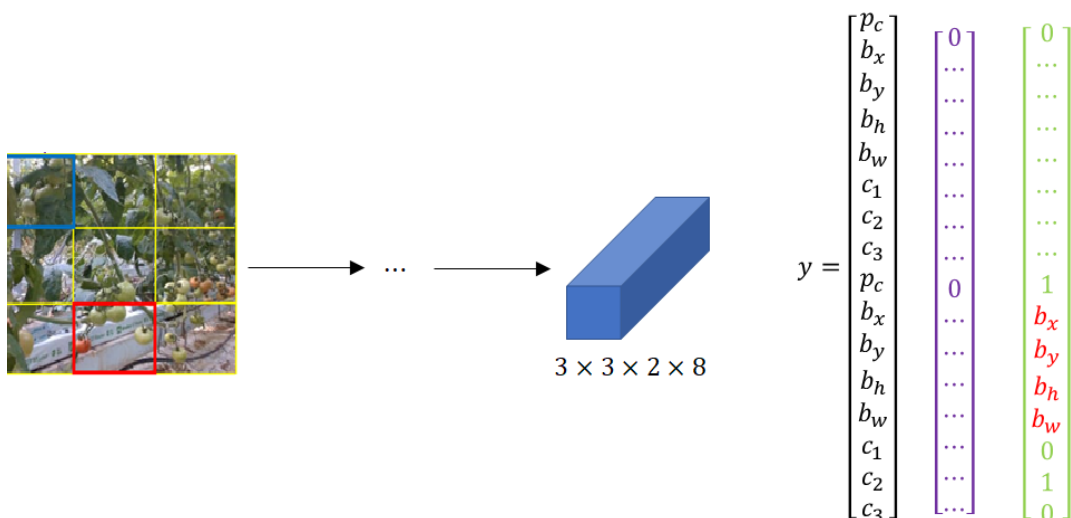


Рисунок 2.11 – Схема використання моделі YOLOv3 для виявлення помідор у теплицях

Проводимо навчання convnet , яке вводить зображення, наприклад $(100 \times 100 \times 3)$ зображення, і наш convnet виведе цей результат $(3 \times 3 \times 16)$ або $(3 \times 3 \times 2 \times 8)$ том.

Зображення (рис. 2.11) поділено клітинками сітки (3×3) . Це вхід до convnet . Праворуч є два приклади вихідних векторів для кожної комірки. Загальна форма результату для однієї комірки сітки представлена як перший вектор (y) . Вихідний вектор комірки сітки, де не маємо помідора, є другим, а вихід комірки, де маємо помідор, виявлений за допомогою прив'язки $\$2$, є третім вектором

На зображенні рис. 2.11 у верхній лівій комірці сітки (яка пофарбована у фіолетовий колір) немає жодного об'єкта, відповідно нейронна мережа виведе $(p_c = 0)$ для обох опорних векторів.

РОЗДІЛ 3.

РОЗРОБКА ГЛИБИННОЇ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ МОДЕЛІ ДЛЯ МОНІТОРИНГУ СТАНУ ПОМІДОРІВ У ТЕПЛИЦІ

3.1. Обґрунтування схеми моніторингу стану помідорів у теплицях із використанням IoT-камер

Запропонована модель теплиці представлено на рис. 3.1.

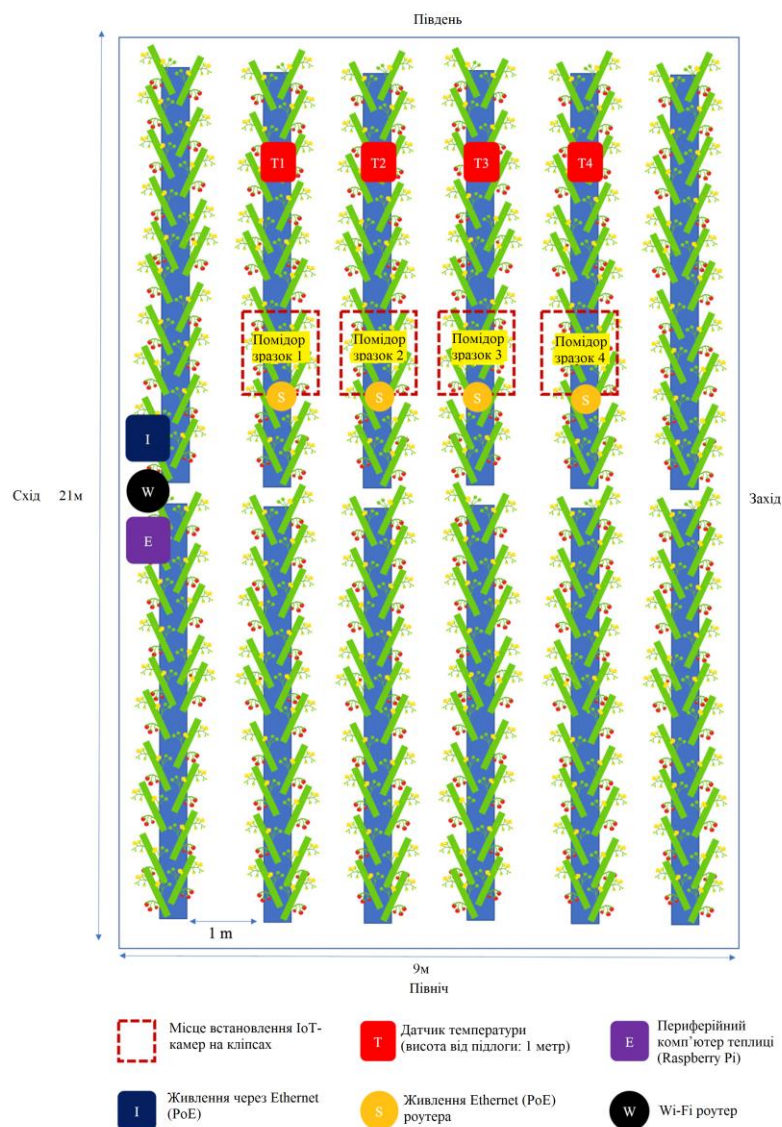


Рисунок 3.1 – Схема розташування складових автоматизованої системи моніторингу стану помідорів у теплицях із використанням IoT-камер

Дослідження виконано у теплиці приватного акціонерного товариства «Шахта «Надія» (Львівська обл., Сокальський р-н, село Сілець) під час вирощування помідорів сорту «Ріо Гранде», який належить до середньостиглих, детермінантних сортів. Відрізняється від інших відмінними показниками врожайності. Цінується за одночасне дозрівання плодів. Сорт стійкий до вірусу тютюнової мозаїки та фузаріозу. Початкові дані про утворення плодів помідор збирали з листопада до середини грудня 2023 року. Отримані дані використано для навчання моделі щодо виявлення стану плодів помідорів на основі глибокого навчання.

За допомогою цього нами визначено найбільш відповідне раціональне розташування камер та кількість IoT-камер, необхідних для однієї рослини помідорів, залежно від швидкості росту рослини. Виконувався контроль утворення помідорів і плодів із кожної зав'язки. Спочатку на першу конструкцію після посадки помідорів встановили камеру. Решта камер (тобто дві камери) були встановлені під час створення другої та третьої конструкції для моніторингу стану помідорів.

Кожну IoT-камеру разом із затискачами встановлювали на стебло помідора та направляючу жилку, а камери розміщували під конструкцією. Відстань між об'єктивом камери та цільовою конструкцією було встановлено на рівні 15...20 см (рис. 2.8). Ця відстань була визначена таким чином, щоб одна з камер могла стежити за ростом плодів сорту «Ріо Гранде».

Дані із зображеннями кожної конструкції отримували від сходу до заходу сонця. Ці зображення були отримані для кожної конструкції від стадії бутону до тих пір, поки всі плоди не досягли приблизно 3 см у діаметрі.

3.2. Збір даних про стан вирощування помідорів у теплиці

Запропонована система моніторингу стану помідорів у теплицях із використанням IoT-камер відстежує стан утворення плодів помідорів за допомогою глибокого навчання. Для цього було визначено два цільових класи об'єктів, які включали повністю розпущені квіти та недозрілі плоди помідорів. Не враховували бутони та напіврозпущені квіти на їх зображеннях.

Для навчання моделі використано набір даних «Laborg Tomato» із зображеннями вирощування помідорів на різних стадіях їх дозрівання, розроблений для завдань виявлення об'єктів і сегментації примірників [24]. Отримали зображення із двома підгрупами помідорів, розділених за розміром. Набір даних було зібрано за допомогою двох окремих камер із різною роздільною здатністю та якістю зображення.



Рисунок 3.2 – Приклади необроблених/анотованих зображень:

IMG_1066, IMG_1246

Кожен помідор поділяється на 2 категорії за розміром (звичайний розмір і великі помідори) і 3 категорії залежно від стадії дозрівання:

- ✓ fully_ripened – повністю червоний колір і готовий до збору.
Заповнений червоним кольором на 90%* або більше;
- ✓ half_ripened – зеленуватий і потребує часу для дозрівання.
Заповнений червоним кольором на 30-89%*;

- ✓ green – повністю зелений/білий, іноді з рідкими червоними частинами. Заповнений червоним кольором на 0-30%*.

*Усі відсотки є приблизними та відрізняються від випадку до випадку.



Рисунок 3.4 – Категорії помідорів у досліджуваному наборі даних

Набір даних включає 804 зображення із характеристиками, які представлено на рис. 3.3.

```
name: tomato_mixed
images: 643 train, 161 test
cls_num: 6
cls_names: b_fully_ripened, b_half_ripened, b_green, l_fully_ripened, l_half_ripened, l_green
total_bboxes: train[7781], test[1,996]
bboxes_per_class:
  *Train: b_fully_ripened[348], b_half_ripened[520], b_green[1467],
          l_fully_ripened[982], l_half_ripened[797], l_green[3667]
  *Test:  b_fully_ripened[72], b_half_ripened[116], b_green[387],
          l_fully_ripened[269], l_half_ripened[223], l_green[929]
image_resolutions: 3024x4032, 3120x4160
```

Рисунок 3.5 – Характеристики отриманого набору даних

Набір даних «Laboro Tomato» можна використовувати для вирішення найсучасніших реальних завдань шляхом поєднання різних технологій:

- ✓ прогноз врожаю залежно від стиглості томатів;
- ✓ автоматичний збір тільки дозрілих томатів;
- ✓ ідентифікація та автоматичне проріджування зіпсованих і застарілих томатів;
- ✓ обприскування пестицидами тільки на помідори в певній фазі дозрівання;
- ✓ контроль температури в теплиці по стадії дозрівання;
- ✓ контроль якості на лінії виробництва продуктів харчування та ін.

3.3. Вибір моделі та виконання глибокого навчання для моніторингу стану помідорів

У нашій роботі використано алгоритм виявлення стану плодів помідорів, який ґрунтується на моделі You Only Look Once (YOLO), зокрема алгоритм YOLO v3 [34].

Архітектура нейромережі глибокого навчання YOLO показана на рис. 3.2.

Layer	Type	Filters	Size	Input	Output
0	Convolutional	16	3 × 3 / 1	416 × 416 × 3	416 × 416 × 16
1	Maxpool		2 × 2 / 2	416 × 416 × 16	208 × 208 × 16
2	Convolutional	32	3 × 3 / 1	208 × 208 × 16	208 × 208 × 32
3	Maxpool		2 × 2 / 2	208 × 208 × 32	104 × 104 × 32
4	Convolutional	64	3 × 3 / 1	104 × 104 × 32	104 × 104 × 64
5	Maxpool		2 × 2 / 2	104 × 104 × 64	52 × 52 × 64
6	Convolutional	128	3 × 3 / 1	52 × 52 × 64	52 × 52 × 128
7	Maxpool		2 × 2 / 2	52 × 52 × 128	26 × 26 × 128
8	Convolutional	256	3 × 3 / 1	26 × 26 × 128	26 × 26 × 256
9	Maxpool		2 × 2 / 2	26 × 26 × 256	13 × 13 × 256
10	Convolutional	512	3 × 3 / 1	13 × 13 × 256	13 × 13 × 512
11	Maxpool		2 × 2 / 2	13 × 13 × 512	13 × 13 × 512
12	Convolutional	1024	3 × 3 / 1	13 × 13 × 512	13 × 13 × 1024
13	Convolutional	256	1 × 1 / 1	13 × 13 × 1024	13 × 13 × 256
14	Convolutional	512	3 × 3 / 1	13 × 13 × 256	13 × 13 × 512
15	Convolutional	21	1 × 1 / 1	13 × 13 × 512	13 × 13 × 21
16	Yolo				
17	Route 13				
18	Convolutional	128	1 × 1 / 1	13 × 13 × 256	13 × 13 × 128
19	Upsample		2×	13 × 13 × 128	26 × 26 × 128
20	Route 19 8				
21	Convolutional	256	3 × 3 / 1	26 × 26 × 384	26 × 26 × 256
22	Convolutional	21	1 × 1 / 1	26 × 26 × 256	26 × 26 × 21
23	Yolo				

Рисунок 3.6 – Архітектура нейромережі глибокого навчання YOLO

YOLO v3 має 23 рівні. Виявлення плодів помідор за допомогою цього алгоритму було здійснено як швидко, так і точно, коли одна нейронна мережа прогнозує обмежувальні прямокутники та можливості класу просто з повного зображення в одній оцінці.

Щоб виявити області плодів помідорів на зображенні, координати плодів на кожному зображенні було проведено навчання та визначення за допомогою алгоритму YOLO. Для навчання нейромережі глибокого навчання YOLO було написано код, який подано на рис. 3.7.

```

# Навчити модель yolov3
import tensorflow as tf
import numpy as np

# Задаємо параметри навчання
epochs = 3000
batch_size = 32

# Завантаження набору даних
# Наприклад, можна використовувати набір даних для навчання
train_dataset = DatasetCatalog.get("laboro_tomato_train")

# Визначення моделі YOLOv3
model = tf.keras.applications.YOLOv3()

# Компіляція моделі
model.compile(optimizer='adam', loss='categorical_crossentropy', metrics=['accuracy'])

# Навчання моделі
model.fit(train_dataset, epochs=epochs, batch_size=batch_size)

```

Рисунок 3.7 – Код неймережі глибокого навчання YOLO

Запропонований код створює модель YOLOv3 за допомогою `tf.keras.applications.YOLOv3()`, компілює її з оптимізатором Adam та функцією втрати категоріальної крос-ентропії, та навчає модель на наборі даних `train_dataset` протягом `epochs` епох.

```

# Визначити показники точності моделі
import matplotlib.pyplot as plt

# Визначення показників точності моделі
loss, accuracy = model.evaluate(test_dataset)
print('Test accuracy:', accuracy)

# Отримання метрик під час тренування
history = model.history.history

# Відображення графіків
epochs = range(1, len(history['loss']) + 1)

plt.figure(figsize=(10, 5))

# Графік втрати для Box Regression
plt.subplot(1, 3, 1)
plt.plot(epochs, history['loss'], label='Loss')
plt.xlabel('Epochs')
plt.ylabel('Loss')
plt.title('Loss Box Regression')
plt.grid(True)

```

Рисунок 3.7 – Код для визначення показників точності моделі

Запропонований код обчислює показники точності моделі за допомогою методу `evaluate` та використовує історію тренування моделі для побудови графіків. Для виводу графіків використано бібліотеку Matplotlib. Результати

визначення показників точності моделі нейромережі глибокого навчання YOLO представлено на рис. 3.8.

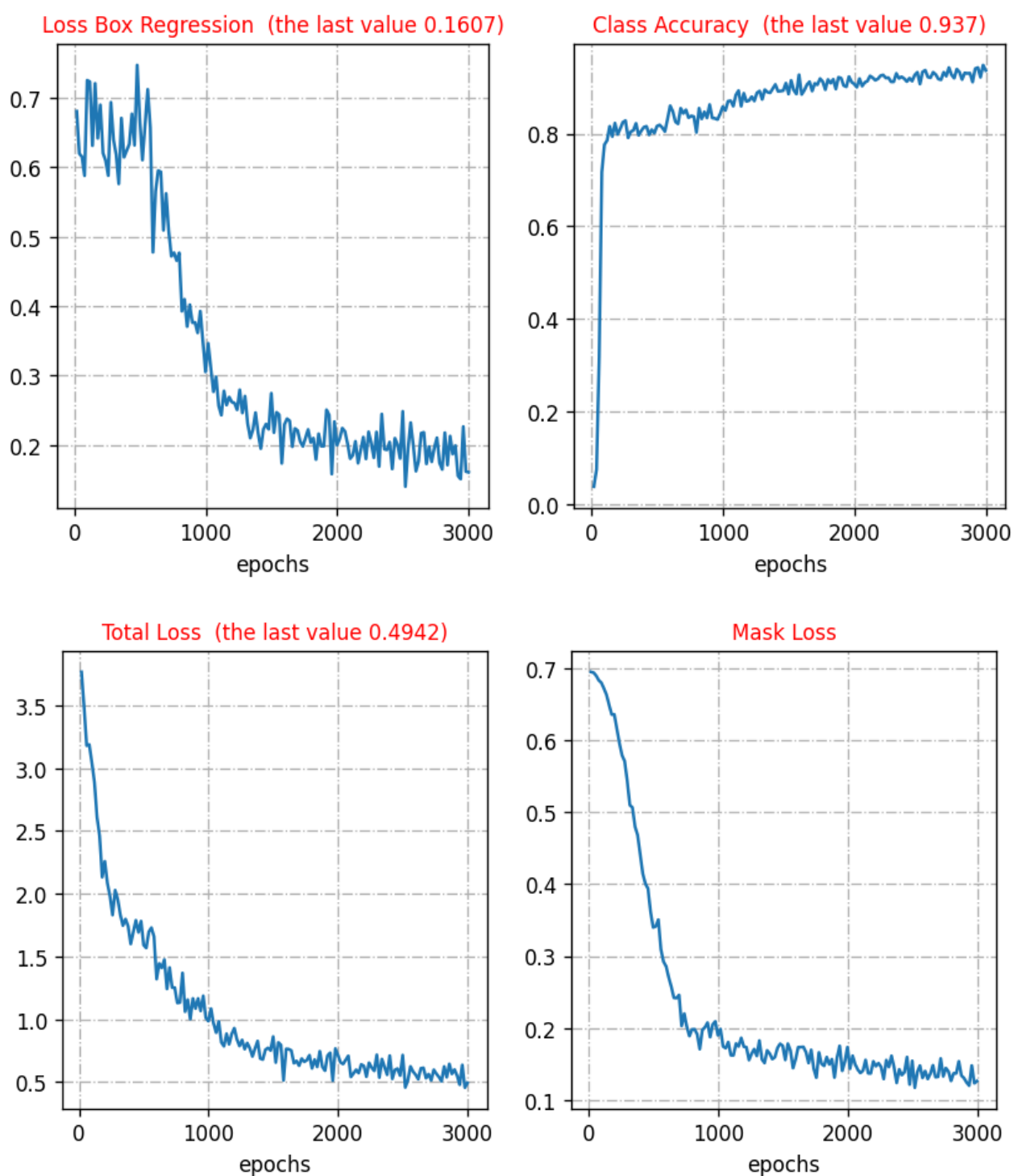


Рисунок 3.8 – Результати визначення точності моделі нейромережі глибокого навчання YOLO

Аналізуючи отримані графіки можна сказати, що Loss Box Regression має останнє значення: 0.1607. За графіком видно, що значення втрат поступово зменшується з кожною епохою. Це є позитивним, оскільки моделі вдається навчитися краще прогнозувати координати рамок обмежень (bounding boxes).

Показник Class Accuracy має останнє значення 0.937. Отриманий графік показує, що точність класифікації також зростає з кожною епохою і є достатньо високою. Це означає, що модель стає краще розпізнавати класи об'єктів на зображеннях.

Останнє значення Total Loss становить 0.4942. Отриманий графік відображає загальні втрати моделі, включаючи втрати за рамками обмежень, втрати за класом та будь-які інші втрати. Зменшення загальних втрат показує, що модель навчається ефективно.

Загалом, згідно з отриманими даними, модель YOLOv3 навчилася добре і показує високу точність 93.7% у виявленні та класифікації плодів помідорів на зображеннях. Навчена нами модель YOLO v3 буде використовуватися у сумісності з IoT-камерою кліпсового типу.

РОЗДІЛ 4. ОХОРОНА ПРАЦІ

4.1. Аналіз умов праці

Охорона праці – це система правових, соціально-економічних, організаційно-технічних, санітарно-гігієнічних і лікувально-профілактичних заходів та засобів, спрямованих на збереження життя, здоров'я і працездатності людини у процесі трудової діяльності.

Мета охорони праці – забезпечення безпечних, нешкідливих і сприятливих умов праці через вирішення багатьох складних завдань. Темою кваліфікаційної роботи є «Автоматизована система моніторингу стану помідорів у теплицях із використанням IoT-камер». Для забезпечення безпеки потрібно строго виконувати заданий режим, безперервно слідкувати за роботою апаратури, забороняється залишати її без нагляду.

При обслуговуванні автоматизованої системи моніторингу стану помідорів у теплицях, оператор знаходиться в операторській. Площа операторської 15 м², висота 3 м, тобто $V=45\text{м}^3$, в ній працює 1 оператор.

На робочому місці оператора наявні наступні шкідливі та небезпечні виробничі фактори:

- повітря робочої зони;
- виробниче освітлення;
- електробезпека;
- пожежна безпека.

4.2. Мікроклімат робочої зони

Для запобігання професійним отруєнням служать технологічні, технічні, санітарно-гігієнічні та лікувально-профілактичні заходи та засоби. Радикальним способом захисту є заміна отруйних неотруйними або менш токсичними речовинами, дотримання правил безпеки і виробничої санітарії, введення нових технологій, санітарно-гігієнічна експертиза хімічних речовин, їх гігієнічна стандартизація, комплексна механізація та автоматизація виробничих процесів.

За станом повітря виробничої зони необхідно здійснювати систематичний контроль з метою порівняння його з гігієнічними нормативами. Роботодавець має забезпечувати всіх працюючих ЗІЗ органів дихання, спеціальним одягом, спеціальним взуттям, засобами захисту рук, обличчя, очей.

Для очищення робочого середовища від шкідливих речовин, що можуть у нього потрапляти, а також для подачі свіжого повітря використовується припливно-витяжна вентиляція. Засоби індивідуального захисту є допоміжною мірою захисту працівників від шкідливої дії професійних факторів.

Для захисту дихальних шляхів використовують протигази ИП-4М. Для захисту очей використовуються захисні окуляри.

Працівники отримують захисний одяг – індивідуальний спецодяг – від впливу продуктів, газів, високих та низьких температур:

- бавовняні костюми;
- рукавиці спеціальні, гумові технічні рукавички;
- захисні окуляри;
- захисні каски;
- захисні щитки лицьові.

Індивідуальні фільтруючі протигази зберігаються в спеціальних шафах з комірками. Передача протигаза однією особою іншій забороняється.

До засобів нормалізації освітлення виробничих приміщень і робочих місць ставляться освітлювальні прилади, світлові прорізи.

Додатково до технологічних заходів системами опалення й вентиляції повітряне середовище в приміщеннях доводиться до вимог санітарних норм і правил техніки безпеки.

Опалення виробничих приміщень – повітряне, сполучене із проточною вентиляцією. Показниками, що характеризують мікроклімат, є: 1) температура повітря; 2) відносна вологість повітря; 3) швидкість руху повітря; 4) інтенсивність теплового випромінювання.

Фактичні метеорологічні умови в операторській для роботи середньої важкості:

➤ Температура повітря, °С – Перехідний та холодний період року – 18-24 °С. Теплий період року – 19-28 °С. Фактичні метеорологічні умови – 21-24 °С. • Відносна вологість повітря, % Холодний період року – 45-65 %. Теплий період року – 40-75 %. Фактичні метеорологічні умови – 35-60 %.

➤ Швидкість руху повітря, м/с – Холодний період року – 0,15 м/с. Теплий період року – 0,25 м/с. Фактичні метеорологічні умови – 0,08м/с.

Всі метеорологічні умови повністю відповідають ДСН 3.3.6.042-99.

4.3. Виробниче освітлення

У денний час в операторській передбачене денне освітлення згідно ДНБ В 25.28-2006. Роботи, виконувані в операторській, пов'язані зі зняттям показань з контрольно-вимірювальної апаратури, відносяться до III розряду зорових робіт. У приміщенні КВП (контроль вимірювальних пристроїв) є вікна розміром 3300x2300 мм. Вони забезпечують значення коефіцієнта природного освітлення 8 - 10 %. Коефіцієнт природного освітлення для даного розряду робіт при верхньому і комбінованому освітленні складає 8 %.

Отже, фактичне значення КПО відповідає нормам. У темний час доби використовують штучне освітлення. Для забезпечення освітленості, відповідної

III розряду зорових робіт при газорозрядних лампах, використаємо лампи ЛДЦ15-4, які мають освітленість $E_n=250$ Лк, світловий потік $F_l=2800$ Лм.

Пропонуємо встановити 9 світильників, що забезпечать освітленість приміщення для даного розряду зорових робіт. При цьому $E_{\text{факт}}=275$ Лк. $E_{\text{нор}}=250$ Лк. Освітленість приміщення відповідає нормам відповідно до ДНБ В 25.282006.

4.4. Електробезпека

Відповідно до правил улаштування електроустановок у теплицях використання електродвигунів за небезпекою електротравм відноситься до приміщення з підвищеною небезпекою. В приміщенні застосовується трифазна чотирипровідна мережа напругою 380 В з глухозаземленою нейтраллю та частотою 50 Гц. У цьому випадку захисне заземлення не є досить надійним захистом щодо профілактики електротравм. Більш ефективним засобом попередження електротравм при замиканні на корпус у даному випадку вважається занулення – навмисне електричне з'єднання неструмовідних елементів електроустановки, які можуть опинитися під напругою в результаті замикання на корпус, з нульовим проводом.

Система технічних засобів і заходів з електробезпеки.

Основні технічні засоби і заходи що застосовуються для забезпечення електробезпеки при нормальному режимі роботи електроустановок в цеху включають:

➤ ізоляція струмовідних частин – забезпечує технічну працездатність електроустановок, зменшує вірогідність попадань людини під напругу, замикань на землю і на корпус електроустановок;

➤ недоступність струмовідних частин – застосовуються захисні огороження, закриті комутаційні апарати, неізольовані струмовідні частини розміщуються на висоті, недосяжній для ненавмисного доторкання до них

інструментом, різного роду пристосуваннями, обмежується доступ сторонніх осіб в електротехнічні приміщення;

➤ блоківки безпеки – унеможливають доступ до неізолюваних струмовідних частин без попереднього зняття з них напруги, попереджують помилкові оперативні та керуючі дії персоналу при експлуатації електроустановок, не допускають порушення рівня електробезпеки та вибухозахисту електрообладнання;

➤ засоби орієнтації в електроустановках – дають можливість персоналу чітко орієнтуватися при монтажі, виконанні ремонтних робіт і запобігають помилковим діям.

Система електрозахисних засобів.

Основні електрозахисні засоби для роботи з електричним обладнанням в цеху:

- ізолювальні штанги;
- ізолювальні кліщі;
- електровимірювальні кліщі;
- покажчики напруги;
- діелектричні рукавички;
- інструмент з ізолювальним покриттям;
- діелектричне взуття;
- сигналізатори напруги;
- захисні огороження (щити, ширми);
- переносні заземлення;
- в аварійному режимі використовується занулення з автоматичним відключенням згідно ГОСТ 12.1.030-84.

4.5. Пожежна безпека

При обслуговуванні автоматизованої системи моніторингу стану помідорів у теплицях, оператор знаходиться в операторській, в якій, окрім виробничого обладнання, знаходяться робочі місця операторів (стілці та столи), необхідна документація, а також можуть знаходитися особисті речі операторів.

Площа операторської 15 м², висота 3 м, в ній працює 1 оператор. Тому, приміщення відповідає класу В, зона П-ПА. У цеху підвищена пожежна небезпека відсутня, так як в процесі не використовуються легкозаймисті та вибухонебезпечні речовини, але повинна існувати система попередження вибухів і пожеж.

Система попередження вибухів і пожеж.

Попередження утворення пожежі в цеху забезпечується наступними загальними заходами:

- підтримуються відповідні значення температур та тиску середовища, за яких поширення полум'я виключається;
- максимально механізовані та автоматизовані технологічні процеси; - видаляються пожежонебезпечні відходи виробництва;
- використовуються машини, механізми, устаткування, пристрої, при експлуатації яких не утворюються джерела запалювання;
- використовуються швидкодійні засоби захисного відключення можливих джерел запалювання;
- використовуються технологічні процеси і устаткування, що задовольняє вимогам статичної іскробезпеки;
- температури нагріву поверхні машин, устаткування, пристроїв, речовин і матеріалів, які можуть увійти в контакт з горючим середовищем, підтримуються нижче гранично допустимої, яка не повинна перевищувати 80% температури самозаймання горючого середовища;

- виключається можливість появи іскрового розряду в горючому середовищі з енергією, яка дорівнює або перевищує мінімальну енергію запалювання;
- використовується інструмент, робочий одяг і взуття, які не викликають іскроутворення при виконанні робіт;
- виконуються вимоги чинних стандартів, норм та правил пожежної безпеки;
- використовується електроустаткування, що відповідає за своїм виконанням пожежонебезпечним та вибухонебезпечним зонам, групам та категоріям вибухонебезпечних сумішей;
- використовуються порошкові засоби пожежогасіння САМ-9;
- для захисту органів дихання використовуються повітряні апарати МПА.

РОЗДІЛ 5.

ВИЗНАЧЕННЯ ЕКОНОМІЧНОЇ ЕФЕКТИВНОСТІ ВІД ВПРОВАДЖЕННЯ АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИСТЕМИ МОНІТОРИНГУ СТАНУ ПОМІДОРІВ У ТЕПЛИЦЯХ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ ІОТ-КАМЕР

Впровадження автоматизованої системи моніторингу стану помідорів у теплицях з використанням IoT-камер може мати значний економічний ефект. Ця система може допомогти фермерам, які мають тепличні комплекси збільшити врожай помідорів. Це забезпечується завдяки ранньому виявленню зрілих плодів помідор та збільшити їхню продуктивність. Автоматизована система може допомогти фермерам економити кошти на ручному моніторингу рослин. Пропонована система може допомогти фермерам гарантувати, що їхні помідори відповідають високим стандартам якості, що може призвести до кращих цін на ринку.

Для визначення економічної ефективності впровадження автоматизованої системи моніторингу стану помідорів у теплицях з використанням IoT-камер можна використовувати метод чистого дисконтованого прибутку (ЧДП). Цей метод враховує всі витрати та вигоди проекту автоматизованої системи моніторингу стану помідорів у теплицях з використанням IoT-камер протягом його життєвого циклу, дисконтуючи їх до теперішньої вартості. ЧДП розраховується за формулою:

$$\text{ЧДП} = \sum (CF_t - DF_t) / (1 + r)^t, \quad (5.1)$$

де CF_t – чистий грошовий потік у t -му році; DF_t – інвестиції в t -му році; r – дисконтна ставка; t – період часу, років.

Термін окупності визначає, скільки часу знадобиться, щоб інвестиції в проект автоматизованої системи моніторингу стану помідорів у теплицях з використанням IoT-камер окупилися за рахунок його чистих грошових потоків. Термін окупності розраховується як сума років, протягом яких сумарний чистий грошовий потік стає позитивним.

Внутрішня норма рентабельності (ВНР) визначає дисконтну ставку, при якій ЧДП проекту дорівнює нулю. ВНР розраховується за допомогою ітераційних методів або фінансових калькуляторів.

Приймаємо, що господарство планує впровадити автоматизовану систему моніторингу стану помідорів у теплицях з використанням IoT-камер. Інвестиції DF_0 на облаштування автоматизованої системи моніторингу стану помідорів у теплицях з використанням IoT-камер будуть наступні:

$$DF_0 = C_{обл} + C_m + C_n + C_{обс}, \quad (5.2)$$

де $C_{обл}$ – вартість обладнання – 10 000\$; C_m – вартість монтажу – 2 000\$; C_n – вартість програмного забезпечення – 1 000\$; $C_{обс}$ – річні витрати на обслуговування – 500\$.

Підставивши відповідні значення у формулу (5.2) отримаємо витрати DF_0 :

$$DF_0 = 10000 + 2000 + 1000 + 500 = 13500\$.$$

Чистий грошовий потік у t -му році CF_t від використання автоматизованої системи моніторингу стану помідорів у теплицях з використанням IoT-камер визначаються за формулою:

$$CF_t = V_e + V_m + V_o, \quad (5.3)$$

де V_e – вигоди від збільшення врожаю на 10%; V_m – вигоди від зменшення витрат на ручний моніторинг на 2 000\$ на рік; V_o – вигоди від зменшення витрат на обробку рослин на 1 000\$ на рік;

Підставивши відповідні значення у формулу (5.3) отримаємо витрати CF_t :

$$CF_t = 500 + 2000 + 1000 = 3500\$.$$

Підставивши відповідні значення у формулу (5.1) отримаємо чистий дисконтований прибуток (ЧДП):

$$ЧДП = (3500 + 3500 + 3500 + 3500 + 3500) / (1 + 0.1)^5 = 14856\$.$$

Таблиця 5.1 – Результати визначення загального руху коштів

Рік	Інвестиції у проект, \$.	Прибуток, \$.	Експлуатаційні затрати, \$.	Рух коштів, \$.	Коефіцієнт дисконтування	Поточна вартість, \$.	Загальний рух коштів, \$.
0	13500	0	0	13500	1	13500	-13500
1	0	3500	500	4000	0,90909	3636,36	-9863,64
2	0	3500	500	4000	0,82645	3305,79	-6557,85
3	0	3500	500	4000	0,75131	3005,26	-3552,59
4	0	3500	500	4000	0,68301	2732,05	-820,54
5	0	3500	500	4000	0,62092	2483,69	1663,15
6	0	3500	500	4000	0,56447	2257,90	3921,04
7	0	3500	500	4000	0,51316	2052,63	5973,68
8	0	3500	500	4000	0,46651	1866,03	7839,70
9	0	3500	500	4000	0,4241	1696,39	9536,10
10	0	3500	500	4000	0,38554	1542,17	11078,27
Всього	13500	35000		53500		38078,27	11078,27

Термін окупності капіталовкладень визначається за формулою:

$$T_o = \frac{DF_0}{CF_t}, \quad (5.4)$$

Підставивши відповідні значення у формулу (5.4) отримаємо термін окупності капіталовкладень T_o :

$$T_o = \frac{13500}{3500} = 4 \text{ роки.}$$

Таким чином, термін окупності становить близько 4 років.

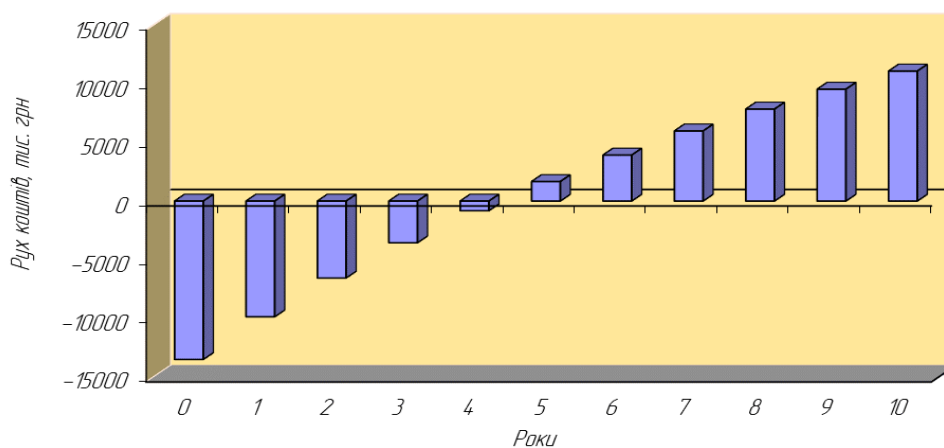


Рисунок 5.1 – Гістограма руху коштів

Виходячи із проведених розрахунків, впровадження автоматизованої системи моніторингу стану помідорів у теплицях з використанням IoT-камер є економічно вигідним. Система має позитивний чистий дисконтний дохід ($ЧДП=14856\$$), термін окупності становить 4 роки, а внутрішня норма рентабельності становить $ВНР=15\%$, яка перевищує дисконтну ставку (10%), що свідчить про привабливість інвестицій у зазначений проект автоматизованої системи моніторингу стану помідорів у теплицях з використанням IoT-камер.

ВИСНОВКИ І ПРОПОЗИЦІЇ

У тепличних господарствах ефективне вирощування помідорів вимагає постійного контролю за умовами виробничого середовища та станом розвитком рослин. Використання IoT-камер дозволяє отримувати в реальному часі відеозображення з теплиць, аналізувати його за допомогою комп'ютерного зору та встановлювати взаємозв'язок із системами керування.

Автоматизована система моніторингу стану помідорів у теплицях здатна виявляти потребу у виконанні окремих видів робіт, а її архітектура залежить від багатьох різних компонентів. Розробка автоматизованої системи моніторингу стану помідорів у теплицях з використанням IoT-камер має кілька важливих переваг (рис. 1.1).

Багатопараметричний моніторинг є корисним для досягнення ефективного контролю теплиці, а бездротова технологія поступово замінила дротовий режим для передачі даних у навколишньому середовищі як всередині, так і поза теплицею. Встановлено, що структура системи моніторингу теплиць (рис. 1.3) включає три підсистеми –моніторингу в теплиці, обробки інформації для сервера та зв'язку для обміну даними між двома підсистемами.

Нами виконано аналіз існуючих систем моніторингу стану помідорів у теплицях. Наявно багато конфігурацій систем моніторингу стану помідорів у теплицях. На рис. 1.4 показано зображення загальної гідропонної теплиці, яка побудована у Кореї. На рис. 1.5 показано схематичні та фактичні зображення робота, використаного в цьому дослідженні. Для виявлення на основі зображень створено систему, яка складається з високопродуктивного комп'ютера та камери. Промисловий комп'ютер Nuvo-8108 (Neousys tech.) використовується з графічним процесором NVIDIA GTX 2080 ti та встановленою веб-камерою ELP 4K USB.

Щоб контролювати швидкість росту помідорів, працівники вибірково проводять видалення листя, що видаляє шар листя над помідорами та дозволяє їм поглинати світло та продовжувати дозрівати. На рисунку 1.8 показана

перпендикулярна камера (РС, (рис. 1.8, а)) і кутова камера (АС, (рис. 1.8, б)). Відображено освітленість (рис. 1.8, с) – дані, зібрані за попередній рік, коли погода впливала на умови зображення. Отримані (рис. 1.8, d) дані, зібрані камерою, встановленою на робототехнічній руці, у процесі розрахунку плану підходу до збирання помідорів.

Важливим першим кроком у будь-якому збиранні врожаю є виявлення та локалізація цільових овочів або фруктів. Традиційні підходи, засновані на комп'ютерному зорі та знаннях предметної області, можуть націлюватися на виявлення специфічних особливостей об'єктів, включаючи форму та колір. В останні роки підходи, засновані на даних та навчанні, у тому числі на основі архітектур виявлення об'єктів, таких як Mask-RCNN або сімейство детекторів об'єктів YOLO, стали широко розповсюдженими. Ці підходи різноманітні та стосуються таких об'єктів, як помідори, перець, а також гілки та стебла. Модель R-CNN використовується для виявлення та сегментації об'єктів. Це реалізація Mask R-CNN на Python 3, Keras і TensorFlow.

YOLOv5 належить до архітектури One-Stage detector - підходу, що передбачає координати певної кількості bounding box'ів із результатами класифікації та ймовірності знаходження об'єкта, і надалі коригуючи їхнє місце розташування. Архітектура SSD, зображена на рис. 1.11, складається з двох основних частин: вилучення функцій і виявлення об'єктів.

Встановлено, що розробка автоматизованої системи моніторингу стану помідорів у теплицях з використанням IoT-камер є дієвим і перспективним напрямком, який сприятиме підвищенню ефективності та прибутковості тепличних комплексів.

Нами запропонована структура автоматизованої системи моніторингу стану помідорів у теплицях із використанням IoT-камер. Спочатку вручну встановлюють IoT-камери власної конструкції кріплення у кожній теплиці із помідорами. Вони передають зображення із кожного ряду із помідорами, і на кожному зображенні виявляються стан плодів помідорів. Потім система розраховує дату збору врожаю.

Запропонована система складається з IoT-камер із кліпсами, периферійного комп'ютера, живлення через Ethernet (PoE) і датчиків навколишнього середовища в апаратному забезпеченні (рис. 2.2, а).

Кожну із рослин помідора фіксує три IoT-камери кліпсового типу. Камери мають електричне живлення від PoE та бездротово підключаються до периферійного комп'ютера теплиці (Raspberry Pi) через внутрішню мережу (тобто Wi-Fi) (рис. 2.3). Нами представлено особливості та технічні характеристики периферійного комп'ютера теплиці Raspberry Pi 4.

Пристрій підтримує камеру (рис. 2.4). Він має двосмуговий порт камери MIPI CSI, який можна використовувати для підключення Raspberry Pi 4 безпосередньо до камер і використання їх без будь-якого третього інтерфейсу. Вибрана Wi-Fi камера M5Stack ESP32 [28], що інтегрує чіп ESP32 і містить 8 МБ PSRAM. Він використовує 3-мегапіксельну камеру (OV3660) з кутом огляду 66,5° і може робити фотографії з максимальною роздільною здатністю 1600x1200.

Складність структури плодів помідор значно зростає з часом у теплиці (рис. 2.5). На початку легко відстежувати стан плодів помідорів. Однак, коли вони стають невидимими або рухаються нерівномірно (рис. 2.5, б, в), стає дуже важко відстежити конкретні зразки стану плодів помідорів. Пропонується камера кліпсового типу, яка може безперервно стежити за окремими плодами помідорів, коли вона закріплена поблизу них (тобто на конструкції).

У нашій роботі пропонується використовувати модель YOLO Object Detection для виявлення стану плодів помідорів та її реалізацію у відкритій програмній бібліотеці Tensorflow 2.0 для машинного навчання. Вона призначена для вирішення низки задач. Бібліотека Tensorflow 2.0 розроблена компанією Google для навчання нейронних мереж.

Запропонована модель теплиці представлено на рис. 3.1. Дослідження виконано у теплиці приватного акціонерного товариства «Шахта «Надія» (Львівська обл., Сокальський р-н, село Сілець) під час вирощування помідорів сорту «Ріо Гранде», який належить до середньостиглих, детермінантних сортів. Відрізняється від інших відмінними показниками врожайності.

Для навчання моделі використано набір даних «Laboro Tomato» із зображеннями вирощування помідорів на різних стадіях їх дозрівання. Отримали зображення із двома підгрупами помідорів, розділених за розміром. Набір даних було зібрано за допомогою двох окремих камер із різною роздільною здатністю та якістю зображення. Кожен помідор поділяється на 2 категорії за розміром (звичайний розмір і великі помідори) і 3 категорії залежно від стадії дозрівання. Набір даних включає 804 зображення із характеристиками, які представлено на рис. 3.3.

У нашій роботі використано алгоритм виявлення стану плодів помідорів, який ґрунтується на моделі You Only Look Once (YOLO), зокрема алгоритм YOLO v3. Архітектура нейромережі глибокого навчання YOLO показана на рис. 3.2. YOLO v3 має 23 рівні.

Для навчання нейромережі глибокого навчання YOLO було написано код, який подано на рис. 3.7. Запропонований код створює модель YOLOv3 за допомогою `tf.keras.applications.YOLOv3()`, компілює її з оптимізатором Adam та функцією втрати категоріальної крос-ентропії, та навчає модель на наборі даних `train_dataset` протягом `epochs` епох.

Результати визначення показників точності моделі нейромережі глибокого навчання YOLO представлено на рис. 3.8. Загалом, згідно з отриманими даними, модель YOLOv3 навчилася добре і показує високу точність 93.7% у виявленні та класифікації плодів помідорів на зображеннях. Навчена нами модель YOLO v3 буде використовуватися у сумісності з IoT-камерою кліпсового типу.

Для обслуговуючого персоналу автоматизованої системи моніторингу стану помідорів у теплицях із використанням IoT-камер розроблено заходи із охорони праці. Впровадження автоматизованої системи моніторингу стану помідорів у теплицях із використанням IoT-камер забезпечить щорічні вигоди у розмірі 3500\$ на рік, а інвестиції у систему окупляться приблизно через неповних 4 роки.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Бондаренко М. П. Основи автоматичного управління: Навчальний посібник. К.: Видавничий центр «Академія», 2006. 320 с.
2. Гринь О.М., Іванов В.І., Кохан Б.А. Системи автоматичного управління: Навчальний посібник. Львів: Видавництво Львівської політехніки, 2015. 422 с.
3. Джерело І. І. Автоматизація технологічних процесів та виробництва: підручник. Х.: Видавництво «Фактор», 2011. 272 с.
4. Курган Б.І., Калиниченко В.П. Автоматизація технологічних процесів сільськогосподарського виробництва: Навчальний посібник. К.: Видавництво «Українські технології», 2010. 320 с.
5. Лагунова І.А., Кузьмін О.В., Цибульський Р.Б. Теорія автоматичного регулювання: підручник. Львів: Видавництво НУ «Львівська політехніка», 2013. 478 с.
6. Лемішка, О. М. Організація охорони праці в умовах автоматизації виробничих процесів : навчальний посібник. Київ : Видавничий дім «Слово», 2018. 256 с.
7. Методичні вказівки з охорони праці при використанні автоматизованих систем управління : посібник. Відп. за вип. М. М. Ковальов, А. М. Савченко. Харк. політехн. ін-т, Каф. АСУ. Харків : ХПІ, 2010. 52 с.
8. Методичні рекомендації з охорони праці при автоматизації технологічних процесів: навчальний посібник. Укр. держ. ун-т харчових технологій ; уклад. О. Ю. Гончар, В. О. Лабунець, О. І. Лембіна та ін. Київ : Українська державна академія харчових технологій, 2016. 104 с.
9. Нормативно-правові акти з охорони праці при автоматизації та впровадження інформаційних технологій [Електронний ресурс]. Режим доступу: <http://zakon5.rada.gov.ua/laws/show/z0266-10>
10. Павленко П. М., Філоненко С. Ф., Чередніков О. М., Трейтяк В. В. Математичне моделювання систем і процесів: навч. посіб. К. : НАУ, 2017. 392с.

11. Сарага М.М., Душка Р.В., Васьків А.Б. Автоматизовані системи управління технологічними процесами в АПК: Підручник. Львів: Видавництво НУ «Львівська політехніка», 2014. 542 с.
12. Синюк Г.М. Основи автоматизації технологічних процесів: Підручник. К.: Видавничий центр «Академія», 2008. 354 с.
13. Сліпченко, М. В. Охорона праці та безпека життєдіяльності при автоматизації виробничих процесів : навчальний посібник. Київ : Центр навчальної літератури, 2017. 336 с.
14. Трофимов В. Є., Підлісний О. М. Охорона праці при автоматизації технологічних процесів : навчальний посібник. Житомир : ЖДТУ, 2014. 312 с.
15. Afonso, M.; Fonteijn, H.; Fiorentin, F.S.; Lensink, D.; Mooij, M.; Faber, N.; Polder, G.; Wehrens, R. Tomato fruit detection and counting in greenhouses using deep learning. *Front. Plant Sci.* 2020, 11, 571299.
16. Arad, B.; Kurtser, P.; Barnea, E.; Harel, B.; Edan, Y.; Ben-Shahar, O. Controlled lighting and illumination-independent target detection for real-time cost-efficient applications. the case study of sweet pepper robotic harvesting. *Sensors* 2019, 19, 1390.
17. Chen, X.; Yang, S.X. A practical solution for ripe tomato recognition and localisation. *J. Real-Time Image Process.* 2013, 8, 35–51.
18. Chiu, Y.C.; Chen, S.; Lin, J.F. Study of an autonomous fruit picking robot system in greenhouses. *Eng. Agric. Environ. Food* 2013, 6, 92–98
19. Feng, Q.; Cheng, W.; Zhang, W.; Wang, B. Visual Tracking Method of Tomato Plant Main-Stems for Robotic Harvesting. In *Proceedings of the 2021 IEEE 11th Annual International Conference on CYBER Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER)*, Jiaxian, China, 27–31 July 2021; IEEE: Piscataway, NJ, USA, 2021; pp. 886–890.
20. He, K.; Gkioxari, G.; Dollár, P.; Girshick, R. Mask R-CNN. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, Venice, Italy, 22–29 October 2017; pp. 2961–2969.

21. Hemming, J.; Ruizendaal, J.; Hofstee, J.W.; Van Henten, E.J. Fruit detectability analysis for different camera positions in sweet-pepper. *Sensors* 2014, 14, 6032–6044.
22. Khoshroo, A.; Arefi, A.; Khodaei, J. Detection of red tomato on plants using image processing techniques. *Agric. Commun.* 2014, 2, 9–15.
23. Laboro Tomato: Instance Segmentation Dataset. 2020. Available online: <https://github.com/laboroai/LaboroTomato> (accessed on 1 January 2024).
24. Laboro Tomato: Instance segmentation dataset. URL: <https://github.com/laboroai/LaboroTomato?tab=readme-ov-file#about-laboro-tomato>
25. Lee, U., Islam, M.P., Kochi, N., Sugiyama, T., Ahn, D.-H. An Automated, Clip-Type, Small Internet of Things Camera-Based Tomato Flower and Fruit Monitoring and Harvest Prediction System. *Sensors*, 2022, 22(7), 2456.
26. Liu, S.; Zhai, B.; Zhang, J.; Yang, L.; Wang, J.; Huang, K.; Liu, M. Tomato detection based on convolutional neural network for robotic application. *J. Food Process. Eng.* 2023, 46, e14239.
27. Lu, T.; Han, B.; Chen, L.; Yu, F.; Xue, C. A generic intelligent tomato classification system for practical applications using DenseNet-201 with transfer learning. *Sci. Rep.* 2021, 11, 15824.
28. M5Stack ESP32 Wi-Fi Camera. URL: https://www.pcbway.com/project/gifts_detail/M5Stack_ESP32_Wi-Fi_Camera.html
29. Magalhães, S.A.; Castro, L.; Moreira, G.; Dos Santos, F.N.; Cunha, M.; Dias, J.; Moreira, A.P. Evaluating the single-shot multibox detector and YOLO deep learning models for the detection of tomatoes in a greenhouse. *Sensors* 2021, 21, 3569. Liu, G.; Nouaze, J.C.; Touko Mbouembe, P.L.; Kim, J.H. YOLO-tomato: A robust algorithm for tomato detection based on YOLOv3. *Sensors* 2020, 20, 2145.
30. Miao, Z.; Yu, X.; Li, N.; Zhang, Z.; He, C.; Li, Z.; Deng, C.; Sun, T. Efficient tomato harvesting robot based on image processing and deep learning. *Precis. Agric.* 2023, 24, 254–287.
31. Monavar, H.M.; Alimardani, R.; Omid, M. Detection of red ripe tomatoes on stem using Image Processing Techniques. *J. Am. Sci.* 2011, 7, 376–379.

32. Rahnemoonfar, M.; Sheppard, C. Deep count: Fruit counting based on deep simulated learning. *Sensors* 2017, 17, 905.
33. Redmon, J.; Divvala, S.; Girshick, R.; Farhadi, A. You only look once: Unified, real-time object detection. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Las Vegas, NV, USA, 27–30 June 2016*; pp. 779–788.
34. Redmon, J.; Farhadi, A. YOLOv3: An incremental improvement. *arXiv* 2018, arXiv:1804.02767v1.
35. Rong, J.; Dai, G.; Wang, P. A peduncle detection method of tomato for autonomous harvesting. *Complex Intell. Syst.* 2021, 8, 2955–2969.
36. Seo, D., Cho, B.-H., Kim, K. Development of monitoring robot system for tomato fruits in hydroponic greenhouses. *Agronomy*, 2021, 11(11), 2211.
37. Seo, D., Kim, K.-C., Lee, M., Kwon, K.-D., Kim, G. Research on Tomato Flowers and Fruits Object Detection Model in Greenhouse Environment Using Deep Learning. *Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences*, 2021, 46(11), pp. 2072–2077.
38. Song, C.; Wang, K.; Wang, C.; Tian, Y.; Wei, X.; Li, C.; An, Q.; Song, J. TDPPL-Net: A lightweight real-time tomato detection and picking point localization model for harvesting robots. *IEEE Access* 2023, 11, 37650–37664.
39. Sun, T.; Zhang, W.; Miao, Z.; Zhang, Z.; Li, N. Object localization methodology in occluded agricultural environments through deep learning and active sensing. *Comput. Electron. Agric.* 2023, 212, 108141.
40. Wan, H.; Fan, Z.; Yu, X.; Kang, M.; Wang, P.; Zeng, X. A real-time branch detection and reconstruction mechanism for harvesting robot via convolutional neural network and image segmentation. *Comput. Electron. Agric.* 2022, 192, 106609.
41. Wspanialy, P. A Robotics System for Large-scale Plant Monitoring in Tomato Greenhouses. Ph.D. Thesis, University of Guelph, Guelph, ON, Canada, 2020.

42. Zhang, J.; Xie, J.; Zhang, F.; Gao, J.; Yang, C.; Song, C.; Rao, W.; Zhang, Y. Greenhouse tomato detection and pose classification algorithm based on improved YOLOv5. *Comput. Electron. Agric.* 2024, 216, 108519.
43. Zhang, L.; Jia, J.; Gui, G.; Hao, X.; Gao, W.; Wang, M. Deep learning based improved classification system for designing tomato harvesting robot. *IEEE Access* 2018, 6, 67940–67950.
44. Zheng, Y.Y.; Kong, J.L.; Jin, X.B.; Wang, X.Y.; Su, T.L.; Zuo, M. CropDeep: The crop vision dataset for deep-learning-based classification and detection in precision agriculture. *Sensors* 2019, 19, 1058.