

Хмельницький національний університет
Факультет інформаційних технологій
Кафедра комп'ютерної інженерії та інформаційних систем

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

Галузь знань 12 – Інформаційні технології

Спеціальність 126 – Інформаційні системи та технології

на тему: «Інформаційна система для точного землеробства з використанням IoT»

КВРІСТ. 2301126.23.01.10 ПЗ

Виконав: студент 2 курсу, група ІСТм-23-1

Керівник: д.ф. доцент
Науковий ступінь, вчене звання



Дмитро ОКРУШКО
Підпис Ініціали, прізвище

Ольга ПАВЛОВА
Підпис Ініціали, прізвище

До захисту допускаю:
В.о. зав. кафедри КІС,
д.ф. доцент Ольга ПАВЛОВА
19 12 2024 р.



Хмельницький, 2024

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Кафедра КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ

Освітній рівень МАГІСТР

Галузь знань 12 ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ

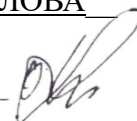
Спеціальність 126 ІНФОРМАЦІЙНІ СИСТЕМИ ТА ТЕХНОЛОГІЇ

Освітня програма ОСВІТНЬО-ПРОФЕСІЙНА ПРОГРАМА «ІНФОРМАЦІЙНІ СИСТЕМИ ТА ТЕХНОЛОГІЇ»

ЗАТВЕРДЖУЮ

В.о. зав. кафедри Ольга ПАВЛОВА

“ 01 ” 11 2024 р.



ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ МАГІСТРА

Дмитру Окрушку

Прізвище, ім'я, по батькові студента

1. Тема проекту (роботи) Інформаційна система для точного землеробства з використанням IoT

Керівник проекту (роботи) Ольга Павлова., д.ф. доцент

Прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання

Затверджена наказом ректора університету від 26.08.2024 р. № 60

2. Строк подання студентом проекту (роботи) на кафедру 01.12.2024 р.

3. Вихідні дані до проекту (роботи) Завдання на дипломне проектування

4. Зміст пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити) _____

Аналіз методів оцінювання ефективності систем у сільському господарстві

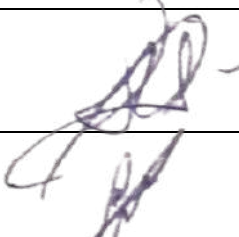

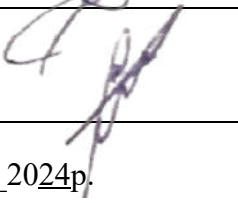
Моделювання процесу обробки даних з IoT сенсорів для моніторингу стану рослин

Методи оцінки точності даних у системах точного землеробства

Оцінка ефективності розробленої системи

5. Перелік графічного матеріалу (із зазначенням обов'язкових креслень) _____

6. Консультанти розділів кваліфікаційної роботи магістра

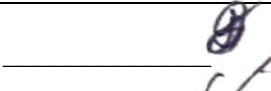
Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Нормоконтроль	Сергій ЛИСЕНКО, професор кафедри КПС		
Антиплагіат	Андрій НІЧЕПОРУК, доцент кафедри КПС		

7. Дата видачі завдання « 01 » 09 2024р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№з/п	Назва етапів (розділів) дипломного проекту (роботи)	Термін виконання етапів проекту (роботи)	Примітка
1	Вибір напрямку дослідження та узгодження тематики кваліфікаційної роботи з керівником	01.09.2024	виконано
2	Ознайомлення з предметною областю, формулювання мети та задач дослідження, визначення об'єкта та предмета дослідження	15.09.2024	виконано
3	Робота над розділом 1 – дослідження предметної області та постановка задачі	01.10.2024	виконано
4	Робота над розділом 2 – розробка моделей для вирішення поставленої задачі	15.10.2024	виконано
5	Робота над науковою публікацією	15.10.2024	виконано
6	Робота над розділом 3 – розроблення методів для вирішення поставленої задачі	01.11.2024	виконано
7	Робота над розділом 4 – проектування та розробка ПЗ для вирішення поставленої задачі	15.11.2024	
8	Оформлення пояснювальної записки згідно вимог	01.12.2024	виконано
9	Попередній захист ВКР	02.12.2024	виконано
10	Захист ВКР на засіданні ЕК	До 20.12.2024	

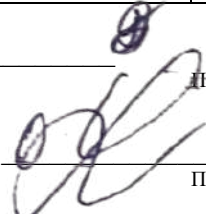
Студент


Підпис

Дмитро ОКРУШКО

Ініціали, прізвище

Керівник роботи


Підпис

Ольга ПАВЛОВА

Ініціали, прізвище

РЕФЕРАТ

Тема кваліфікаційної роботи магістра: Інформаційна система для точного землеробства з використанням IoT.

Автор роботи: Дмитро ОКРУШКО

Керівник роботи: Ольга ПАВЛОВА, д.ф., доцент

Пояснювальна записка: 101 с., 32 рис., 1 табл., 3 дод., 70 джерел.

Перелік ключових слів: Інформаційні системи, дистанційне зондування, IoT, прийняття рішень, аналіз даних, точне землеробство, оптимізація сільськогосподарських процесів.

Об'єктом дослідження є процес прийняття рішень щодо оптимізації вирощування сільськогосподарських культур на основі даних дистанційного зондування та сенсорів.

Предметом дослідження є методи та засоби для обробки та аналізу даних з використанням технологій IoT і дистанційного зондування для підтримки рішень в точному землеробстві.

Метою кваліфікаційної роботи магістра є розробка інформаційної системи для підтримки прийняття рішень у процесі оптимізації вирощування сільськогосподарських культур, зокрема для аналізу та обробки даних дистанційного зондування.

Для досягнення поставленої мети було запропоновано систему, що обробляє дані дистанційного зондування для визначення оптимальних агротехнічних заходів. Використання методів обробки та аналізу даних дозволяє зробити прогнози щодо врожайності, стану ґрунту та інших агрономічних показників. Було розроблено алгоритми для інтеграції даних з різних джерел (дистанційне зондування, сенсори IoT) та їх обробки для підтримки рішень.

Наукова новизна отриманих результатів:

1. Вперше розроблено метод обробки та інтеграції даних дистанційного зондування та IoT для прогнозування агрономічних показників, таких як стан ґрунту та врожайність.

2. Розроблено алгоритми для оцінки ефективності агрономічних заходів на основі аналізу даних, що дозволяють визначати оптимальні стратегії для сільськогосподарського виробництва.

3. Розроблено модульну архітектуру інформаційної системи для обробки та аналізу багатоджерельних даних.

На основі проведених досліджень розроблена архітектура і компоненти програмного забезпечення, яке має на меті оптимізацію процесів у точному землеробстві через інтеграцію IoT і аналіз даних з давачів.

Архітектура програмного забезпечення передбачає створення централізованої інформаційної системи для збору, обробки та аналізу даних, отриманих від різноманітних IoT сенсорів, що встановлені на полях, а також через використання супутникових знімків та інших технологій моніторингу. В основу цієї системи покладено модульну архітектуру, яка дозволяє легко інтегрувати нові сенсори, пристрої та системи збору даних.

Практична значимість отриманих результатів полягає в розробці інформаційної системи, яка забезпечує:

1. Автоматичну обробку даних дистанційного зондування та IoT для підтримки прийняття рішень у точному землеробстві.

2. Автоматизацію процесів моніторингу та управління сільськогосподарськими культурами.

ЗМІСТ

СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ	5
ВСТУП	6
1 АНАЛІЗ ВІДОМИХ МОДЕЛЕЙ, МЕТОДІВ ТА ЗАСОБІВ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ	8
1.1 Аналіз систем точного землеробства: моделі та інструменти з використанням IoT та датчиків	8
1.2 Методи збору даних та обробки в аграрному секторі з використанням датчиків.....	14
1.3 Аналіз систем прийняття рішень у точному землеробстві	21
1.4 Висновки. Постановка задачі.....	27
2 МОДЕЛІ ТА МЕТОДИ ДЛЯ ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧ.....	30
2.1 Порівняльний аналіз існуючих IoT-рішень для моніторингу та управління агрономічними процесами.....	30
2.2 Використання датчиків та IoT для оцінки стану ґрунту та рослинності	37
2.3 Методи попередньої обробки та аналізу даних для точного землеробства 46	46
2.4 Висновки.....	51
3 АЛГОРИТМИ ТА ТЕХНОЛОГІЇ ДЛЯ ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧІ	54
3.1 Алгоритми оцінки продуктивності ґрунту та показників врожайності з використанням даних IoT	54
3.2 Методи підвищення точності та надійності даних для прийняття рішень	61
3.3 Проектування програмного забезпечення для моніторингу та управління агротехнічними показниками.....	71
3.4 Висновки.....	81

4 РЕАЛІЗАЦІЯ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ДЛЯ ВИРІШЕННЯ	
ЗАДАЧІ	84
4.1 Програмна реалізація інформаційної системи з підтримкою IoT.....	84
4.2 Результати експериментів та їх аналіз.....	90
4.3 Оцінка ефективності запропонованої системи та методів	100
4.4 Висновки	104
ВИСНОВКИ	105
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ	107
ДОДАТОК А ЛІСТИНГ ПЗ ДЛЯ ПРОГНАЗУВАННЯ ВРОЖАЙНОСТІ	
ВИКОРИСТОВУЮЧИ СУПУТНИКОВІ ЗНІМКИ.....	118
ДОДАТОК Б КОПІЯ ОПУБЛІКОВАНОЇ НАУКОВОЇ СТАТТІ.....	122
ДОДАТОК В ПРЕЗЕНТАЦІЯ ДО ЗАХИСТУ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ..	138

СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ

IoT – інтернет речей

ПЗ – програмне забезпечення

ДЗ – давачі землеробства

СГС – система геоінформаційних систем

ДВ – дистанційне виявлення

ГІС – геоінформаційна система

СППР – система підтримки прийняття рішень

ЦОД – центр обробки даних

ГН – генетичні алгоритми

СРС – система розпізнавання сенсорних даних

ШІ – штучний інтелект

ВІС – візуалізація інформаційних систем

АБЗ – аналіз біо-змін

NDVI – Normalized Difference Vegetation Index (нормалізований різницевий вегетаційний індекс)

EVI – Enhanced Vegetation Index (покращений вегетаційний індекс)

SAVI – Soil Adjusted Vegetation Index (вегетаційний індекс з корекцією для ґрунту)

GNDVI – Green Normalized Difference Vegetation Index (зелений ннормалізований різницевий вегетаційний індекс)

MODIS – Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (візуалізаційний спектрорадіометр з помірною роздільною здатністю)

ВСТУП

Інформаційна система для точного землеробства з використанням датчиків та IoT сьогодні є надзвичайно важливою і актуальною в контексті зростання популяції та необхідності в ефективному використанні обмежених ресурсів. У сучасному світі, де землеробство грає велику роль у задоволенні потреб населення, використання передових технологій є необхідним для оптимізації процесів в цій галузі. Тому, розробка ефективної інформаційної системи на основі новітніх технологій є критично важливою для сільськогосподарського сектору, щоб забезпечити стійкий розвиток та зростання виробництва. Необхідність такої системи випливає з того, що традиційні методи землеробства більш не ефективні і не спроможні задовольнити зростаючі вимоги сучасного суспільства. Тобто здатність постійно мати доступ до достатньої кількості безпечної та поживної їжі, є фундаментальним правом людини, яке сьогодні стикається з дедалі більшим тиском у глобальному масштабі. Сукупність факторів ускладнює це завдання [1]. За прогнозами, до 2050 року чисельність населення досягне майже 10 мільярдів людей, що створює значний тиск на можливості виробництва достатньої кількості їжі для задоволення зростаючого попиту. Також кліматичні зміни такі як: підвищення температури, зміни режиму опадів та екстремальні погодні явища, викликані кліматичними змінами, порушують сільськогосподарське виробництво та загрожують врожайності культур. Проблема доступності прісної води для зрошення є актуальною, особливо в посушливих і напівпосушливих регіонах.

Традиційні сільськогосподарські методи, які використовували протягом століть, вже не можуть задовольнити вимоги XXI століття. Сільське господарство потребує парадигмальної зміни у напрямку стійкої інтенсифікації, зосередженої на виробництві більшої кількості їжі з меншими ресурсами та мінімальним впливом на довкілля.

За допомогою інформаційної системи, землеробство може бути переведено на новий рівень, де кожна рослина може отримувати індивідуальну та оптимальну кількість ресурсів, таких як вода, добрива та пестициди. Це допоможе забезпечити

екологічно чистіше та ефективніше землеробство, яке зможе задовольнити потреби все більшого населення Землі. Крім того, інформаційна система забезпечить збільшення врожайності та скорочення витрат на виробництво. За допомогою датчиків та IoT, система зможе збирати велику кількість даних про стан ґрунту, вологості, погодних умов та інших факторів, що впливають на урожайність. Ці дані можуть бути оброблені та аналізовані для виявлення закономірностей та розуміння оптимальних умов для вирощування різних видів рослин. Така інформація дозволить землевласникам та фермерам зробити обґрунтовані рішення щодо використання ресурсів та оптимізації всіх етапів землеробського виробництва. Крім того, система може надавати рекомендації щодо обробки землі, графіку поливу та внесення добрив, що сприятиме досягненню найбільшої результативності та збільшенню якості продукції.

Отже, реалізація такої системи має вирішити кілька важливих завдань. По-перше, вона повинна забезпечити точну інформацію про стан ґрунту, вологості та погодних умов, що дозволить вирощувати рослини в оптимальних умовах. По-друге, система має забезпечувати збір та аналіз даних, щоб виявити закономірності та розуміння оптимальних параметрів для рослинного вирощування. По-третє, інформаційна система повинна надавати рекомендації щодо використання ресурсів та оптимізації процесів виробництва. По-четверте, вона повинна забезпечувати можливість контролювання та управління землеробськими процесами з допомогою сучасних технологій. Всі ці завдання можуть бути виконані за допомогою розробки та впровадження інформаційної системи для точного землеробства з використанням датчиків та IoT. Результатом буде збільшення врожайності та зниження витрат на виробництво, що в свою чергу сприятиме сталому розвитку сільськогосподарського сектору та забезпечить продовольчу безпеку країни. Фермерам необхідно відійти від традиційного управління великими площами і здобути детальне розуміння стану своїх полів на всіх рівнях.

1 АНАЛІЗ ВІДОМИХ МОДЕЛЕЙ, МЕТОДІВ ТА ЗАСОБІВ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ

1.1 Аналіз систем точного землеробства: моделі та інструменти з використанням IoT та датчиків

Розглянемо основні аспекти цієї діяльності, зокрема: контроль мікрокліматичних параметрів, аналіз стану вологості ґрунту, реального часу прогнозування погоди, спостереження рівнів діоксиду вуглецю та інших газів, а також інтеграцію отриманих даних у єдину інформаційно-аналітичну систему, що є інструментом прийняття обґрунтованих рішень.

Розглянемо контроль мікрокліматичних параметрів. Контроль мікрокліматичних параметрів таких як температура, вологість повітря, інтенсивність освітлення та швидкість вітру, є одним з ключових аспектів моніторингу навколишнього середовища в точному землеробстві. За допомогою IoT-датчиків фермери можуть отримувати інформацію про мікрокліматичні умови в реальному часі та виявляти можливі відхилення, що впливають на ріст і розвиток культур. Це особливо важливо для тепличних господарств, де підтримка стабільного мікроклімату забезпечує більш високу врожайність. Наприклад, контроль температури і вологості дозволяє адаптувати системи затінення, вентиляції та зрошення, підтримуючи стабільний мікроклімат для рослин.

Другою важливою складовою є моніторинг вологості ґрунту. Цей процес надає інформацію, яка є вирішальною для оптимізації режиму поливу, відтак, сприяє збереженню води та підвищенню продуктивності сільськогосподарських культур. Кращий контроль над вологістю ґрунту дозволяє проводити поліпшену організацію іригації, знижуючи споживання води та енергоресурсів. Моніторинг вологості ґрунту є фундаментальним аспектом ефективного управління водними ресурсами, у контексті сільськогосподарського сектора. Датчики, які вимірюють вологість ґрунту на різних глибинах, забезпечують цілісне розуміння стану водно-повітряного режиму, який є критичним для розвитку коріння рослин. Оцінюючи рівень вологості на різних рівнях профілю ґрунту, ці прилади надають можливість

диференційованого управління кількістю води, що використовується для поливу. Внаслідок цього, при недостатній вологості на глибині, яка відповідає кореневій зоні, система автоматичного поливу може здійснити відповідну корекцію, таким чином, уникнення його дефіциту, який може призвести до стресових станів у рослин та, у підсумку, вплинути на їхній врожай.

Окрім того, використання таких технічних засобів дозволяє економити водні ресурси, які є обмеженими та цінними, особливо у регіонах, де їхня доступність є проблематичною. Це, у свою чергу, сприяє більшій стійкості сільськогосподарського виробництва, забезпечуючи оптимальні умови росту рослин під час різних фаз їхнього розвитку. Інтегроване управління поливом, що ґрунтується на даних, отриманих від вологості ґрунтових давачів, є ключовою складовою сучасного сільськогосподарського підходу, який націлений на підвищення ефективності використання ресурсів, зниження витрат і, відтак, поліпшення фінансових показників.

Також, аналіз метеорологічних умов у реальному часі є інструментом, який надає можливість передбачати зміни, що можуть суттєво вплинути на кількість та якість сільськогосподарської продукції. Цей підхід забезпечує сільськогосподарським виробникам інформаційну базу, на якій ґрунтуються оперативні рішення щодо проведення агрохімічних процедур, посівної кампанії, виконання збиральних робіт, а також заходів із захисту сільськогосподарських культур від шкідників, хвороб та несприятливих погодних умов.

Процес моніторингу метеорологічних змін є іншим важливим компонентом для агрономів, оскільки він є одним із основних чинників, який впливає на ріст і розвиток рослин. Застосування сучасних метеостанцій із інтеграцією IoT-технологій надає можливість отримувати регіональні дані про атмосферні умови на місцевому рівні, які є більш точними, ніж загальні регіональні прогнози. Це, у свою чергу, дозволяє фермерам реагувати на зміни погоди набагато швидше та ефективніше. Наприклад, при наближенні ризиків, пов'язаних із заморозками, сільськогосподарський виробник має можливість оперативного використання

захисних матеріалів для оберігання урожаю від зниження температури. Наприклад використовуючи захисне утеплене покриття, таких як агроволокно.

Важливо відзначити, що аналіз метеорологічних умов у реальному часі є інструментом, який підтримує підвищення ефективності сільськогосподарського виробництва. Він сприяє оптимізації процесів управління, адаптації до змін кліматичних умов, плануванню сільськогосподарських робіт, а також захисту культурних рослин від різних стихійних явищ. Використання таких інноваційних рішень у сільському господарстві є однією із ключових практик, які дозволяють підвищувати продуктивність, знижувати ризик втрат урожаю, а також поліпшувати якість та економічні показники сільськогосподарської діяльності.

Контроль концентрації діоксиду вуглецю (CO_2) та інших газів відіграє ключову роль у контексті їхнього впливу на атмосферне середовище, зміну клімату, а також на стан сільськогосподарських територій. Цей процес є фундаментальним для розроблення стратегічних підходів зі зменшення викидів парникових газів, збільшення продуктивності рослинного світу, та, у ширшому аспекті, підтримання загальної екологічної безпеки.

Моніторинг рівнів вуглекислого газу та інших газів є цінним інструментом у галузі сільськогосподарської фізіології, він має значення для аналізу умов, які безпосередньо впливають на процеси фотосинтезу та дихання рослин. Підтримання оптимальної концентрації CO_2 може привести до стимулювання росту рослинного біомасу, однак надмірні його рівні можуть бути негативними. Впровадження інноваційних IoT - давачів CO_2 у тепличних системах надає можливість точного контролю газового складу повітря, що є необхідним для створення сприятливих умов і підтримання оптимального рівня цього газу, який сприяє інтенсифікації процесів фотосинтезу.

Крім того, відстеження рівнів газів у ґрунті має особливе значення, оскільки воно дозволяє визначати активність мікробіологічних популяцій, які є важливими індикаторами стану ґрунту. Це, у свою чергу, має безпосередній вплив на його родючість та, відтак, на якість сільськогосподарської продукції. Завдяки використанню таких технологій, як IoT- давачі, можливо відстежувати зміни у

складі повітряного середовища, що, допоможе розробляти більш інформовані рішення щодо підтримання сталого сільськогосподарського розвитку.

Також моніторинг інших газів, окрім діоксиду вуглецю (CO_2), надає більш глибоку інформацію щодо мікрокліматичних умов та стану ґрунтів, а також відкриває можливості оптимізації процесу вирощування сільськогосподарських культур. Серед цих газів кілька особливо важливих:

1. Метан (CH_4).
2. Амоніак (NH_3).
3. Оксиди азоту (NO_x).
4. Кисень (O_2).
5. Сульфідний газ (H_2S).
6. Озон (O_3).

Метан є ключовим індикатором на рисових полях та інших вологих територіях, де він утворюється під час анаеробного процесу. Вимірювання рівнів метану сприяє ідентифікації надмірної вологості та недостатньо аераційних зон, що, у свою чергу, дозволяє точніше налаштувати режими зрошення і зменшувати його шкідливий вплив на довкілля.

Виділення амоніаку відбувається із ґрунту внаслідок використання азотних добрив. Високий рівень амоніаку вказує на надлишок добрив або інтенсивний процес органічного розпаду. Регулярний моніторинг його концентрацій полегшує оптимізацію дозування добрив, забезпечуючи більшу ефективність використання ресурсів та скорочення забруднення довкілля.

Оксиди азоту, такі як нітричний оксид (NO) і нітритний оксид (NO_2), утворюються внаслідок мікробної діяльності у ґрунті, особливо при високих концентраціях азоту. Ці сполуки є причинами атмосферного забруднення і парникового ефекту. Контроль їх рівнів є інструментом для оптимізації використання азотних добрив, а також зменшення шкідливості на середовище.

Оцінка вмісту кисню в ґрунті є важливою для визначення рівня його аерації, особливо на територіях, що схильні до перезволоження. Низький рівень кисню свідчить про проблеми із диханням рослинних коренів, які можуть негативно

відбитися на рості рослин. Ретельний контроль цього параметру допомагає удосконалити системи зрошення та дренажу.

Виділення сульфідного газу відбувається переважно у відсутність кисню, як на заболочених, так і на кислих ґрунтах. Його високий рівень є індикатором кисневого голодування і може свідчити про необхідність поліпшення аераційного режиму або дренажу. Регулярний моніторинг сульфідного газу допомагає уникнути несприятливого впливу на кореневу систему рослин і підтримання їхньої продуктивності.

Озон у приземному шарі повітря є сильним окиснювачем, який може завдати шкоди росту рослин. Спостереження за змінами його рівнів допомагає виявити стресові фактори, які впливають на рослини, особливо у регіонах із інтенсивним індустріальним забрудненням.

Моніторинг цих газів, у контексті інтегрованого підходу з урахуванням інших кліматичних та ґрунтових параметрів, надає можливість суттєво поглибити наше розуміння екологічних умов, які панують на сільськогосподарських угіддях. Таке комплексне спостереження є основою для прийняття обґрунтованих стратегічних рішень, спрямованих на оптимізацію режимів внесення добрив, зрошення, а також інших агротехнічних заходів.

Нарешті, інтеграція даних, отриманих від IoT-давачів, у єдину систему управління сільськогосподарським господарством є інструментом, який інтегрує різноманітні інформаційні потоки, відносно стану сільськогосподарських угідь, їхнього використання та продуктивності, надаючи цінну основу для прийняття інформованих рішень на різних рівнях: від місцевої сільськогосподарської практики до регіонального та національного планування. Цей підхід є ключовим елементом у реалізації інноваційного потенціалу сучасного точного землеробства.

Зокрема, інтеграція різного роду даних, таких як мікроклімат, вологість ґрунту, атмосферні умови, зокрема концентрація газів, у єдину інформаційну платформу управління є суттєвою складовою сучасної аграрної інфраструктури. Ця централізована система дає змогу отримати цілісну картину стану

сільськогосподарських полів, що є необхідним для прийняття оптимальних рішень, які враховують специфічні особливості місцевого середовища.

Схема яка відображає збір даних із IoT- датчиків і передача даних в єдину інтегровану систему зображена на рис 1.1.

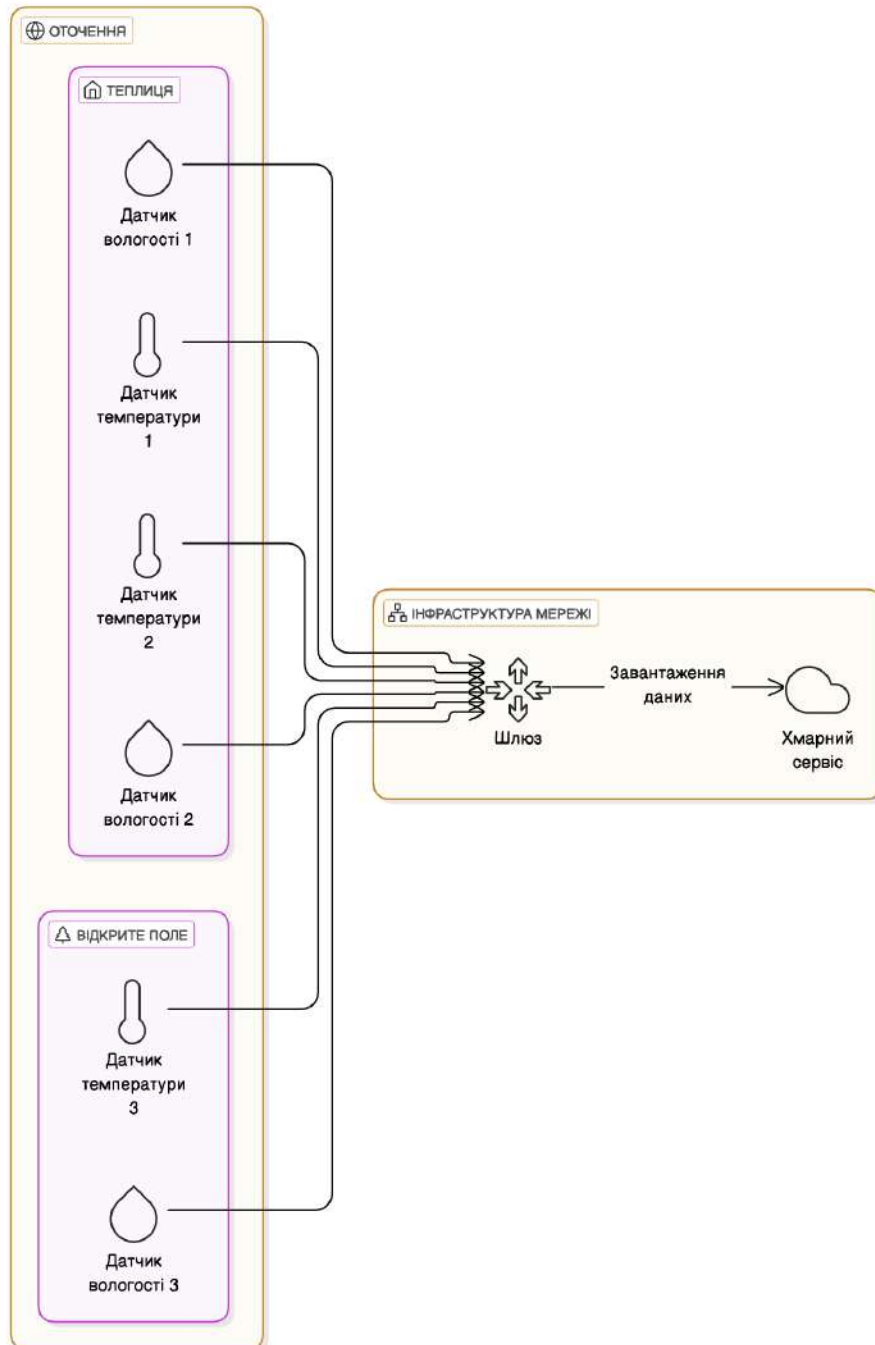


Рисунок 1.1 – Налаштування датчиків IoT для моніторингу мікроклімату

1.2 Методи збору даних та обробки в аграрному секторі з використанням давачів

Сенсорні системи набувають все більшого значення в рамках точного землеробства, оскільки вони забезпечують інформаційну основу, яка є критичною для прийняття оптимальних рішень. У цьому контексті важливо розглянути основні категорії сенсорів, а також їхню роль на конкретних прикладах. Основні категорії сенсорів такі:

1. Оптичні сенсорі.
2. Хімічні сенсорі.
3. Механічні сенсорі.
4. Сенсорі мікроклімату.

Оптичні сенсорі, це інструменти, що використовують світло з метою збірної інформації про стан рослинного покриву та ґрунтів, відіграють суттєву роль у сучасному сільському господарстві. Ці прилади виконують аналіз на основі змін спектральних характеристик світла, що відбивається та поглинається рослинами, надаючи точні дані щодо їхньої фотосинтетичної активності, щільності, а також інших важливих параметрів, які відображають їхній загальний стан. Гарним прикладом оптичних сенсорів є NDVI-сенсорі і спектрометричні сенсорі. NDVI-сенсорі. Ці сенсорі були розроблені для аналізу відображення світла рослинними організмами, що дає можливість вимірювати індекс NDVI, який є індикатором їхнього здоров'я. Наприклад, використання безпілотних літальних апаратів із встановленими NDVI-сенсорами надає можливість сільськогосподарським виробникам раннього виявлення ділянок, що перебувають під стресовими навантаженнями, наприклад, через недостатнє зволоження або присутність шкідників. Одним із популярних рішень у цій сфері є система FieldScan від Sentera, що призначена для дистанційного контролю сільськогосподарських угідь. Спектрометричні сенсорі, призначені для оцінки вмісту хлорофілу. Рівень хлорофілу є надійним показником стану рослинності, і спектрометричний аналіз є ефективним способом його вимірювання, не вимагаючи фізичного збору

біологічних проб. Наприклад, інструменти CropSpec від Topcon використовують спектрометрію, щоб визначати рівень хлорофілу, який, у свою чергу, допомагає уточнити потреби культур у добривах.

Хімічні сенсори надають інформацію про хімічний склад ґрунтів та атмосферного повітря, що має велике значення для оптимізації процесів внесення добрив і підтримання належного стану сільськогосподарських угідь. Гарним прикладом хімічних сенсорів є сенсори для вимірювання рівня азоту в ґрунті та газові сенсори, які спеціалізуються на виявленні рівня аміаку та вуглекислого газу. Сенсори для вимірювання рівня азоту в ґрунті визначають азотний вміст ґрунту, що є критично важливим для точного розрахунку норм використання азотних добрив. Інструменти, такі як GreenSeeker від Trimble, є прикладами таких сенсорів, які автоматично контролюють вміст азоту та підтримують необхідний рівень азоту, що має позитивний вплив на економію добрив та екологічний стан довкілля. Газові сенсори, які спеціалізуються на виявленні рівня аміаку та вуглекислого газу є незамінними, особливо в закритих приміщеннях, як-от теплиці, де контроль рівня шкідливих газів є життєво важливим, щоб уникнути негативного впливу на рослини. Компанія Agri-Tech East є активним користувачем таких систем контролю мікроклімату.

Механічні сенсори використовуються для вимірювання фізичних характеристик ґрунту, що є важливими для планування агротехнічних процесів, визначення родючості, а також прогнозування водного режиму. Гарним прикладом оптичних сенсорів є пенетрометричні сенсори та сенсори вологості що інтегровані в сівалки. Пенетрометричні сенсори призначені для оцінки щільності ґрунту, який є одним із ключових параметрів, що впливають на його проникність і розвиток коріння рослин. Портативні прилади, такі як Soil Compaction Tester, надають можливість проведення перевірок щільності ґрунту перед посівом, що допомагає визначити, чи є необхідність виконання розпушувальних робіт або іншого додаткового обробітку. Сенсори вологості що інтегровані в сівалки визначають оптимальну глибину посіву на підставі вологості ґрунту, що є важливою для забезпечення якісного проростання насіння та подальшого розвитку рослин.

Компанія Kinze пропонує такі сівалки, які мають можливість регулювання глибини посіву навіть у режимі реального часу.

Сенсори температури, вологості та вітру є іншим класом приладів, які використовуються у сільському господарстві. Ці сенсори є інструментами, що збирають дані про мікрокліматичні умови, які є необхідними для моніторингу процесів росту рослин та планування польових робіт. Гарним прикладом оптичних сенсорів є сенсори температури та метеостанції. Сенсори температури, можуть також використовуватися для попередження про заморозки. У галузі садівництва та виноградарства ці прилади є незамінними, адже вони допомагають відстежувати можливі зміни температури, що загрожують рослинам. Наприклад, у каліфорнійських виноградниках широко використовується система сенсорів від Davis Instruments, яка контролює температурні коливання та автоматично інформує фермерів про можливість заморозків, що дозволяє їм діяти оперативно та захищати свої культури. Метеостанції, що виконують комплексний моніторинг погоди є сучасними системами, так і як Pessl Instruments і Metos, і вони оснащені сенсорами, які фіксують температуру, вологість, швидкість вітру і кількість опадів. Ці дані є основою для прогнозування та організації зрошення, що має на меті оптимізацію використання водних ресурсів та зменшення витрат на полив.

До сенсорів мікроклімату входять сенсори вологості, температурні сенсори, сенсори освітленості, сенсори поживних речовин.

Дослідження у сфері сільськогосподарської техніки відзначають важливість використання сенсорних приладів, які є інструментами високої точності для відстеження змін вологості ґрунту, наприклад, Watermark або Decagon EC-5. Під час сезонів посухи ці пристрої надають інформацію про зниження рівня вологості до критичних показників, які, своєю чергою, вказують на необхідність проведення поливних робіт. Розміщення кількох таких сенсорів на різних ділянках землі допомагає землеробам провести детальну оцінку місць, де волога зберігається ефективніше, та місцевостей, які вимагають підтримання її на необхідному рівні шляхом додаткового зрошення. Така стратегія дозволяє оптимізувати

використання води, що є особливо актуальним у регіонах, які стикаються зі складними кліматичними умовами.

З іншого боку, температурні сенсори, такі як TMP36 чи DS18B20, відіграють ключову роль у контролі температурного режиму ґрунту на різних його шарах. Під час нічних заморозків, коли відбувається інтенсивний ріст культур, ці прилади фіксують значні зміни температури, які служать як сигнал для сільськогосподарських робітників про можливість застосування тимчасових заходів із захисту рослинного покриву, наприклад, використання укривних матеріалів. Це є важливим, щоб уникнути пошкодження рослин. Крім цього, інформація щодо температури є інструментом прогнозування термінів росту сільськогосподарських культур, враховуючи, що різні види рослин мають свої оптимальні діапазони температурного режиму, які є необхідними для їхнього здорового розвитку.

Кажучи про сенсори освітленості, такі як Arpogee SQ-500, вони виконують контроль інтенсивності світлового впливу на рослини. У сільськогосподарських установах, як-от теплиці, ці прилади можуть відзначати зниження рівня освітлення під час деяких періодів доби, що може бути індикатором необхідності додаткового освітлення. Це особливо важливо для підтримання достатнього фотосинтетичного процесу, який є життєво необхідним для рослинного світу. Такі сенсори також є невід'ємними при інтенсифікації сільськогосподарського виробництва, допомагаючи регулювати час цвітіння та плодоношення у різних культурах.

Сенсори, такі як NutriScan або iMETOS NPK, є інструментами, що використовуються для кількісного визначення вмісту основних елементів живлення, як-от азоту, фосфору, калію, у ґрунті. Перед проведенням посівних робіт на пшеничних полях, агроном може скористатися цими приладами, щоб оцінити рівень наявного азоту. Якщо він виявить його недостатність, фермер зможе своєчасно внести відповідні мінеральні добрива, що підтримуватиме нормальний розвиток рослин і призведе до підвищення врожаю. Крім цього, ці прилади використовуються також для моніторингу змін вмісту поживних речовин після

внесення добрив, що дозволяє оцінювати їхню ефективність та контролювати якість ґрунту.

Наступний етап це збір та зберігання даних у сільському господарстві в режимі реального часу.

Серед прикладів застосування таких рішень можна відзначити:

1. Автоматизований моніторинг вологості ґрунту з метою оптимізації процесу зрошення.
2. Контроль мікроклімату в тепличних системах.
3. Дистанційний моніторинг сільськогосподарських угідь із залученням дронів та супутникових даних.
4. Мобільні додатки як інструмент доступу до даних.

Великі сільськогосподарські угіддя оснащуються сенсорами, які періодично, наприклад, кожні 15 хвилин, відправляють дані на хмарний сервер, використовуючи технології LoRaWAN або NB-IoT. Якщо система фіксує низькі показники вологості, вона автоматично активує зрошування на відповідних ділянках, що є ефективним рішенням, особливо в регіонах, де водні ресурси є обмеженими. Компанія CropX, наприклад, розробила таку систему, яка щорічно допомагає фермерам Каліфорнії економити тисячі літрів води.

У тепличних господарствах встановлені сенсори відстежують температуру, вологість, концентрацію CO₂, інтенсивність освітлення, тощо. Ці параметри передаються на централізований сервер, який надає можливість оперативного управління мікрокліматом. Компанія Priva розробила системи, які активують вентиляцію або кондиціонування, а також регулюють освітлення на основі отриманих даних, забезпечуючи оптимальні умови росту рослин.

Для спостереження за віддаленими територіями або великими районами використовуються безпілотні літальні апарати, оснащені камерами, які записують індекс NDVI. Ці дані передаються на сервер, де відбувається їхня обробка в режимі реального часу, що дозволяє швидко ідентифікувати зони стресу, такі як нестача води або ураження шкідниками. Компанія DJI Agras є одним із лідерів у виробництві спеціалізованих дронів, які використовуються саме для цих цілей.

Сучасні IT-рішення в сфері мобільних додатків, такі як John Deere Operations Center, надають фермерам можливість отримувати інформацію про стан своїх полів, рівень родючості ґрунту, прогнози урожаїв та інші параметри на своїх мобільних приладах.

Наступний етап це обробка та фільтрація даних. Сигнали, які надходять від сенсорів, можуть бути супроводжені шумом або містити помилки через різні чинники, такі як технічні збої, погодні умови, інтерференції чи інші зовнішні впливи, що підкреслюють необхідність їхньої обробки перед виконанням аналізу. Це завдання передбачає використання різноманітних фільтраційних алгоритмів, які надають можливість мінімізувати вплив шуму, поліпшуючи якість та надійність отриманих показників. Наприклад обробка аномальних значень вологості. У сільському господарстві, де використовуються сенсори від METER Group, фільтрація на основі середнього арифметичного, зокрема, медіанний фільтр, є одним із ефективних підходів. Він виконує усереднення значень вологості, отриманих протягом певного проміжку часу, що дозволяє ідентифікувати та відфільтрувати випадкові відхилення, які можуть бути результатом технічних проблем із давачами.

Лінійне згладжування температурних даних. Лінійні фільтри, такі як фільтр Кальмана, використовуються для видалення імпульсного шуму, який може бути присутнім у температурних даних, зібраних із сенсорних мереж. У системах контролю мікроклімату, наприклад, у інтелектуальних теплицях, такі фільтри є незамінними, бо вони забезпечують стабільність середовища, необхідну для оптимального росту рослин, фільтруючи випадкові коливання, які можуть бути наслідком технічних проблем або інших імпульсних впливів.

Інтерполяція для створення безперервного профілю вологості або температури. У випадках, коли деякі сенсори є непрацездатними або тимчасово відсутніми, інтерполяція даних на основі відомих значень із суміжних точок дозволяє відновити повну картину змін вологості або температури. Цей підхід широко застосовується у сільському господарстві, наприклад, у програмі Cropio, яка надає інструменти для відновлення даних, щодо стану культурних рослин.

Виявлення аномалій із допомогою алгоритмів машинного навчання. Сучасні системи, такі як IBM Watson IoT, пропонують алгоритми, такі як "Isolation Forest" та "LOF" (Local Outlier Factor), які автоматизують процес виявлення відхилень у даних сенсорів. Ці інструменти допомагають ідентифікувати, чи зміни у вологості або температурі є наслідком справжніх змін у навколишньому середовищі або є результатом аварійного стану сенсорної мережі, наприклад, пошкодження обладнання.

Обробка зображень для підвищення точності аналізу стану рослинності. Геотехнології, такі як дрони та супутниковий моніторинг, надають цінну інформацію про сільськогосподарські угіддя. Однак, ці зображення часто є зіпсованими різними артефактами, що ускладнюють їхнє використання. Алгоритми зображення, такі як нормалізація NDVI, є ключовими інструментами для очищення та підготовки цих даних. Компанії, як Raptor Maps, використовують такі підходи для створення якісних NDVI-карт, які є важливими для точного оцінювання стану рослинності на полі та ідентифікації ділянок, які потребують уваги.

Наступний етап це аналіз даних із застосуванням геостатистичних підходів. Геостатистичні підходи, такі як інтерполяція, надають можливість оптимізованого використання інформації, отриманої від розподілених мереж датчиків, для відтворення повної картини стану території, навіть якщо дані зібрані лише на певних її точках. Наприклад, при розміщенні сенсорів вологості на відстані 100 метрів один від одного на сільськогосподарській ділянці, використовуючи крігування є цінним інструментом для інтерполяції вологості на всій території. Такий підхід дозволяє отримати детальну картину вологості ґрунту, яка є основою для точного підрахунку необхідної кількості води під час поливу. Використання GIS-технологій є іншим важливим напрямом в оптимізації аналітичних процедур у сільському господарстві. GIS-системи, такі як ArcGIS або QGIS, інтегрують різноманітні дані, щодо стану ґрунту, мікроклімату, рівня ґрунтових вод, рослинного покриву, та інші параметри, які впливають на сільськогосподарські процеси.

1.3 Аналіз систем прийняття рішень у точному землеробстві

Системи підтримки прийняття рішень (СППР) у галузі точного землеробства виконують суттєву роль, надаючи інструментальну основу, що підтримує сільськогосподарських виробників у їхніх планувальних та управлінських діях, які ґрунтуються на інформації, здобутій від сенсорних пристроїв та Інтернету речей (IoT). Ці інноваційні технології інтегрують оброблення великих обсягів різноманітних даних, які, у свою чергу, оптимізують сільськогосподарські процеси, підвищують якість прийняття рішень, та сприяють ефективності сільськогосподарської діяльності.

Для точного землеробства СППР виконують ряд основних функцій, які зосереджуються на інтегрованому зборі, переробці та аналізі інформації, отриманої від сенсорних пристроїв, що відслідковують різні параметри, такі як стан ґрунту, кліматичні умови, а також фізіологічні потреби рослин у воді та мінеральних речовинах. Ці системи мають здатність не тільки генерації детальних звітів, а й надання можливості оперативного реагування на зміни середовища, що є вирішальним для ефективного управління сільськогосподарськими процесами у реальному часі. Такі рішення надають можливість адекватного відстеження та адаптації до динамічних змін, що відбуваються у сільськогосподарському виробництві, завдяки яким сільськогосподарські підприємці можуть приймати інформовані рішення на основі аналізованих даних.

Загалом СППР – складається з трьох основних елементів:

1. Модуль підтримки на основі моделі.
2. Модуль підтримки на основі знань.
3. Наявний інтерфейс для комунікації із користувачем (рисунок 1.2)[28].



Рисунок 1.2 – Підтримка рішень на основі знань та моделі в системі підтримки та прийняття рішень

Модуль підтримки рішень, ґрунтований на знаннях (Knowledge-Based Decision Support Module). Цей інноваційний підрозділ інтегрує інформаційні потоки з різноманітних джерел, як-от дані з транзакцій, зовнішні сільськогосподарські бази даних, історичні сезонні цикли, місцеві умови виробництва, а також унікальні властивості кожного агроландшафтного об'єднання. Він виконує комплексну роль у збірці, структуруванні та аналізі даних, що є основою для надання якісних, індивідуалізованих рекомендацій. Наприклад, якщо минулі дані свідчать про регулярні інфікування конкретних шкідників, система може поради відповідні профілактичні заходи, враховуючи специфічні риси регіону. Основним завданням цього модуля є підтримка управлінського суб'єкта в прийнятті обґрунтованих рішень на основі наявних процесів, що є особливо актуальним для створення адаптивних стратегій, пристосованих до індивідуальних потреб і умов кожного об'єкта.

Модуль підтримки рішень на основі прогностичних моделей (Predictive Model-Based Decision Support Module). Включення цього модуля у систему передбачає наявність різного спектру математичних і аналітичних моделей, які виконують завдання прогнозування та стратегічного планування. Вони можуть бути використані для обґрунтування потреб у сільськогосподарських ресурсах, таких як ґрунтова волога, вода, а також для визначення оптимальних термінів

посівів. У сільському господарстві ці інструменти надають можливості планування робіт із врахуванням місцевих умов середовища та біологічних процесів на об'єктах, які підлягають управлінню, допомагаючи сільським підприємцям приймати інформовані рішення. Моделювання є також цінним підходом у фінансовому плануванні, прогнозуванні ринкових тенденцій, а також інших ключових аспектах управління ресурсами.

Інтерфейсний модуль, орієнтований на взаємодію з користувачем (User-Oriented Interface Module). Центральний компонент сільськогосподарської системи підтримки рішень, який відіграє вирішальну роль у її практичності, — це інтерфейсний модуль, який полегшує взаємодію між системою та її користувачами. Він містить набір інструментів, розроблених спеціально для підтримки інтерактивного спілкування та ефективного використання функцій СППР. У сільськогосподарських СППР інтерфейси можуть включати текстову інформацію, інтерактивні карти полів із зонуванням на основі потреб рослин, звіти про стан сільськогосподарських культур, історичні дані про урожаї та рекомендації щодо оптимізації використання ресурсів. Інші функції інтерфейсу можуть передбачати налаштування та управління сенсорними системами, що дозволяє сільськогосподарським виробникам отримувати актуальні дані в реальному часі, а також контролювати налаштування системи та збір інформації на полі безперебійно.

В цілому, інтеграція цих трьох модулів у сільськогосподарських СППР надає фермерам інструменти, які є необхідними для оптимізації виробничих процесів, підвищення ефективності використання ресурсів та забезпечення обґрунтованості прийняття рішень у галузі точного землеробства.

На сьогоднішній день ми спостерігаємо наявність різноманіття підходів щодо прийняття рішень на підставі системного програмування підприємництва та управління (СППР). Список найпопулярніших підходів подано в таблиці 1.1 Ці підходи поєднують різні варіанти процесів, які менеджери активно застосовують для ухвалення своїх рішень. Відповідність цих рішень раціональності може набувати часткових або повних форм, відображаючи різні ступені використання

логічних, структурованих методів, інформаційних технологій та аналітичних інструментів, які є фундаментом СППР.

Таблиця 1.1 – Варіанти властивостей для підтримки рішень.

Підхід	Властивості
Персональний	Менеджер для ефективного прийняття рішень повинен імплементувати модель управління конфліктами.
Поведінковий. (процесний)	Менеджер який приймає рішення, має діяти зі стриманістю щодо інформаційного навантаження, фокусуючись на більш надійних та обґрунтованих варіантах, які враховують обмеження часу. Цей підхід передбачає ретельне дослідження та аналіз наданих альтернатив, щоб на основі індивідуального судження та професійного мислення прийняти рішення, які будуть відповідати найвищій якості та ефективності.
Раціональний	Менеджер який приймає рішення, відзначається необхідністю повного й об'єктивного опрацювання інформації стосовно об'єкта, на який поширюється його сфера управлінських повноважень.

Кінець таблиці 1.1 – Варіанти властивостей для підтримки рішень.

Підхід	Властивості
Раціональний	Менеджер повинен бути наділеним широким спектром знань, які дозволять йому аналізувати дані, розпізнавати наявні ризики, розробляти стратегічні підходи. А також оперативно реагувати на зміни, які відбуваються в системі, що підлягає його управлінню.
Гібридний	Менеджер який має прийняти рішення, повинен продемонструвати здатність діяти поза рамками існуючих обмежень та правил, розробляючи більшу кількість альтернативних варіантів на основі використання наявних ресурсів, таких як фінансові кошти, часовий ресурс, а також інших практичних аспектів, які можуть мати місце у конкретній ситуації.

Частково раціональний підхід, який є підмножиною більш загальної раціональної моделі, передбачає розгляд обмеженого набору варіантів дій, як показано у таблиці 1.2. Це контрастує із повним раціональним підходом, який враховує усі можливі альтернативи.

Раціональна концепція прийняття рішень припускає, що керівні особи організації є цілковито об'єктивними суб'єктами, які на підставі наявного набору інформації приймають рішення. Цей підхід передбачає, що їхні вибори ґрунтуються на логічному мисленні, послідовності та відсутності емоційного чи особистого впливу [29].

Прийняття рішень на основі часткової раціональності, як ми можемо спостерігати, має свої переваги та недоліки. Серед сильних сторін цього підходу можна виділити його системність, логічність та відповідність принципам послідовності, які допомагають індивідууму уникати впливу імпульсивності та емоційного фактору.

Тим не менш, частково раціональний підхід має свої слабкі сторони, які полягають у можливості того, що приймач рішень може не мати повного та необхідного обсягу інформації, що є наслідком фінансових або часових обмежень. Це, у свою чергу, може вплинути на його здатність адекватно сприймати та інтерпретувати інформацію, а також на його можливості передбачити майбутні наслідки. Додатковими труднощами є необхідність прогнозування майбутнього, яке є інструментальним фактором цього підходу, а також інтенсивність інформаційного навантаження, яка може ускладнити процес порівняння різних рішень.

Поведінковий (або процедурний) підхід, який є альтернативою до раціонального, акцентує увагу на тому, що люди, які беруть участь у процесі прийняття рішень, і виконують дії із урахуванням часткової раціональності. Це означає, що їхні рішення базуються на частці інформації, яку вони мають, і, отже, ці рішення не є ідеальними.

Гібридна модель, яка інтегрує аспекти поведінкового підходу із раціональним, намагається створити більш реалістичний процес прийняття рішень. Метою її застосування є синтез керуючих принципів поведінкового підходу із аналітичною основою раціонального підходу. Це дозволяє отримувати рішення, які є результатом взаємодії між поведінковими навичками менеджерів та їхнім інформаційним арсеналом, надаючи їм більшу гнучкість у прийнятті рішень.

Далі необхідно врахувати переваги та недоліки в застосуванні систем підтримки прийняття рішень в точному землеробстві. Загалом системи підтримки прийняття рішень (СППР) надають кілька видатних переваг, які мають суттєвий позитивний вплив на процеси землеробства:

1. Оптимізують використання ресурсів, такі як вода, добрива і засоби захисту рослин, що є особливо актуальним для великих сільськогосподарських підприємств, які потребують точної координації діяльності на різних ділянках.

2. Зменшення навантаження на навколишнє середовище є іншим важливим аспектом використання СППР. Точне дозування добрив і мінімізація використання агрохімікатів сприяють зниженню ризиків забруднення ґрунтів і водних джерел, підтримуючи при цьому екологічний баланс і підвищуючи екологічну свідомість сільськогосподарських виробників.

3. Підвищення врожайності є наслідком аналізу даних, який СППР забезпечують. Це дозволяє визначати оптимальні терміни і способи виконання польових робіт, таких як посів, догляд за культурами і збирання врожаю. Результатом є створення більш сприятливих умов для розвитку рослинної біомаси, яка, у свою чергу, призводить до підвищення врожаїв.

Проте, використання СППР має свої недоліки. Серед них:

1. Високі початкові інвестиційні витрати на обладнання, сенсори, програмне забезпечення і підготовку персоналу, можуть бути проблематичними для малих і середніх сільгоспвиробників.

2. Суттєва залежність від якості інформації, яка отримується із зовнішніх джерел. Неточні або незакінчені дані можуть призвести до хибних рішень, які відбиваються на продуктивності.

3. Високий рівень складності використання, який може вимагати спеціалізованих навичок і додаткового навчання, що підвищує операційні витрати.

4. Інша проблема - інтеграція різних технологій, яка є необхідною умовою для повної роботи СППР, але може спричиняти технічні складнощі, особливо при використанні різних джерел інформації.

З урахуванням перерахованих переваг, СППР є інструментом, який має високий потенціал для підвищення ефективності і конкурентоспроможності сільськогосподарського виробництва.

1.4 Висновки. Постановка задачі

Аналіз існуючих підходів до точного землеробства виявив, що інформаційні системи, які поєднують сенсорні технології, мають значний потенціал щодо підвищення ефективності сільськогосподарського виробництва. Інтеграція IoT-давачів для моніторингу мікрокліматичних умов, ґрунтової вологості, а також аналізу метеорологічних і екологічних факторів надає можливості суттєво покращити якість управлінських рішень, оптимізувати використання ресурсів та мінімізувати антропогенний вплив на середовище. Такі сенсори різної спеціалізації (оптичні, хімічні, механічні) є інструментами, що підтримують спостереження за станом рослин, ґрунтів і атмосферних умов, дозволяючи оперативно реагувати на зміни і належно коригувати агротехнічні заходи із метою досягнення оптимальних результатів.

Системи підтримки прийняття рішень, які поєднують ці інновації, надають можливості проведення аграріями обґрунтованих прогнозів та оптимізації процесів на всіх етапах сільськогосподарського виробництва. Попри високі витрати на впровадження та інтеграцію, використання цих систем може суттєво підвищити ефективність сільськогосподарського виробництва, скоротити витрати на ресурси, а також зменшити навантаження на природне середовище. Однак, для успішної реалізації таких систем необхідна відповідна підготовка користувачів, а також доступність технічних рішень для різних категорій сільськогосподарських підприємств.

Загалом, розвиток точного землеробства на основі інноваційних сенсорних технологій і DSS створює сприятливі умови для сталого розвитку сільськогосподарського сектору, збільшує його продуктивність та конкурентоспроможність на світовому ринку.

Постановка задачі:

1. Вивчення різних типів сенсорів та інформаційних технологій, які наразі застосовуються у точному землеробстві. Основними аспектами є визначення основних видів сенсорів, таких як оптичні, хімічні, механічні та мікрокліматичні, які використовуються для збору даних. Важливо також оцінити їхній вплив на точність та ефективність відстеження сільськогосподарських умов та процесів.

2. Розроблення інформаційної системи, яка інтегрує дані, отримані від різних сенсорних пристроїв, з метою підтримання процесу прийняття рішень в агрономії. Ця система повинна забезпечувати збір, обробку та аналіз інформації в режимі реального часу, що є ключовим чинником підвищення точності прогнозування та ефективності агротехнічних заходів.

3. Оцінка ефективності розробленого рішення на фоні існуючих на ринку систем. Виконати порівняльний аналіз між традиційними та інноваційними підходами управління сільським господарством, урахувавши такі параметри, як економічна доцільність, екологічна ефективність та зручність імплементації.

4. . Формулювання напрямків для подальшого вдосконалення існуючих систем та підвищення їхньої доступності для сільськогосподарських виробників різного рівня. Серед цих напрямків можна виділити інтеграцію найновіших технологій, вдосконалення користувацьких інтерфейсів та гарантування доступності систем для дрібних та середніх сільськогосподарських підприємств.

5. Розроблення рекомендацій, спрямованих на поліпшення інформаційного підтримання сільськогосподарського виробництва, що ґрунтуються на результатах виконаної роботи.

2 МОДЕЛІ ТА МЕТОДИ ДЛЯ ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧ

2.1 Порівняльний аналіз існуючих IoT-рішень для моніторингу та управління агрономічними процесами

Сучасний ринок пропонує різноманітність інструментів і програмних рішень, які поєднують передові методи із метою підвищення ефективності агрономічної діяльності. З цією метою, у цьому було розглянуто п'ять існуючих інструментів, які призначені для подолання цього інформаційного розриву. Основна увага зосереджена на їхніх перевагах, а також на виявленні можливостей для вдосконалення. Для більш детального аналізу результатів була підготовлена діаграма (рисунок 2.6). Ці дані надають більш ясне та структуроване представлення основних положень, які дозволяють здійснити більш інформативне порівняння між розглянутими інструментами.

Основний фокус дослідження був наступний: аналіз можливостей використання інформаційних систем у сільському господарстві, їхньої ефективності та перспектив розвитку.

Зважаючи на висновки, які були отримані під час проведення цього дослідження, можна стверджувати, що інформаційні системи відіграють критичну роль у підтримці рішень, які ґрунтуються на даних, і є важливою основою для подальшого розвитку сільськогосподарських технологій. Їхнє покращення та адаптація до місцевих умов є одним із головних завдань, які стоять перед інженерами-агрономами, програмістами, економістами, а також іншими фахівцями, які працюють над оптимізацією сільськогосподарських процесів.

Дані порівнянь допоможуть краще зрозуміти, які інструменти найбільш відповідають їхнім. Список 5 компаній які були розглянуті: Erasmus creation, EOSDA Crop Monitoring, Intelias, Agrosmart, Midopt.

Erasmus Creation (рисунок 2.1) є інноваційним відкритим проектом, та має ряд основних функцій. Виконання глибинного аналізу супутникових знімків. Розрахунок індексів вегетації, який є інструментом оцінки рівня фотосинтезу та біомаси рослинного покриву. Виявлення стресу рослин, який є раннім

попередником різних фізіологічних змін, які можуть призвести до зниження врожайності.



Рисунок 2.1 – Erasmus Creation інтерфейс

До переваг Erasmus Creation належать її модульна структура та кастомізація, що поєднують спеціалізовані алгоритми, необхідні для індивідуального аналізу, використання відкритого коду, який відкриває перспективи розширення програми відповідно до місцевих потреб, інтеграція багаточасових супутникових даних, що є актуальною в сільськогосподарському менеджменті, та її наукова придатність, що робить інструмент корисним у дослідницькій діяльності. Однак, він має й обмеження, зокрема, високі вимоги до технічної підготовки користувача, необхідності налаштування інструменту, а також потребу інтеграції з відкритими даними.

Agrosmart (рисунок 2.2) представляє собою комерційне рішення Інтернету речей (IoT), розраховане насамперед на підтримку сільськогосподарських виробників різного рівня технічної освіти. Agrosmart має ряд основних функцій. Аналіз супутникових даних, який використовується для оцінювання стану рослинного здоров'я. Моніторинг вологості ґрунту, який є важливою передумовою

оптимізації процесів зрошення. Видача рішень, які стосуються удобрення та боротьби зі шкідниками.

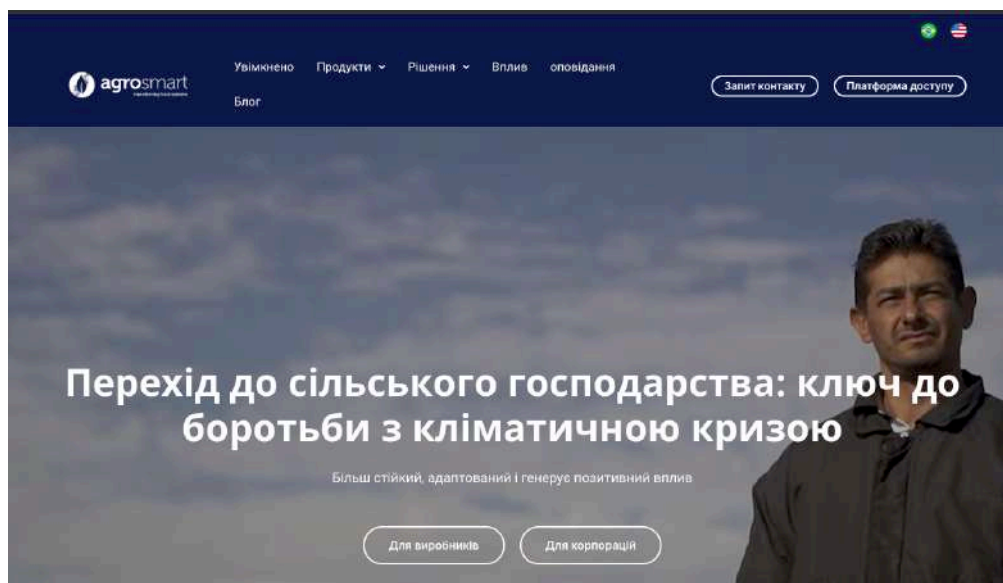


Рисунок 2.2 – Agrosmart інтерфейс

Це рішення має кілька переваг, як-от інтуїтивний інтерфейс, який зручний для використання навіть неспеціалістами, мобільний доступ, що надає зручність під час польових робіт, а також інтеграція з різними типами давачів, необхідних для цілісного контролю сільськогосподарських угідь. Висока роздільність супутникових знімків забезпечує точний моніторинг стану полів, що є цінним для прийняття рішень.

Проте, існує кілька обмежень, які слід враховувати. По-перше, необхідність підписки на послуги може становити фінансове навантаження на дрібних фермерів. По-друге, відкритість інформації щодо алгоритмічної основи системи є обмеженою, що ускладнює перевірку її точності. І нарешті, головна ефективність, яка була підтверджена на середніх та малих господарствах, може бути обмеженою на великих підприємствах, які потребують високої деталізації даних.

EOSDA (рисунок 2.3) є інструментом, який інкорпорує інноваційні алгоритми ШІ для оцінювання сільськогосподарських угідь. Основними його можливостями є аналіз супутникових даних, що дає змогу визначати стан

рослинності, якість ґрунтів та рівень вологості, які є ключовими факторами продуктивності сільськогосподарських земель.

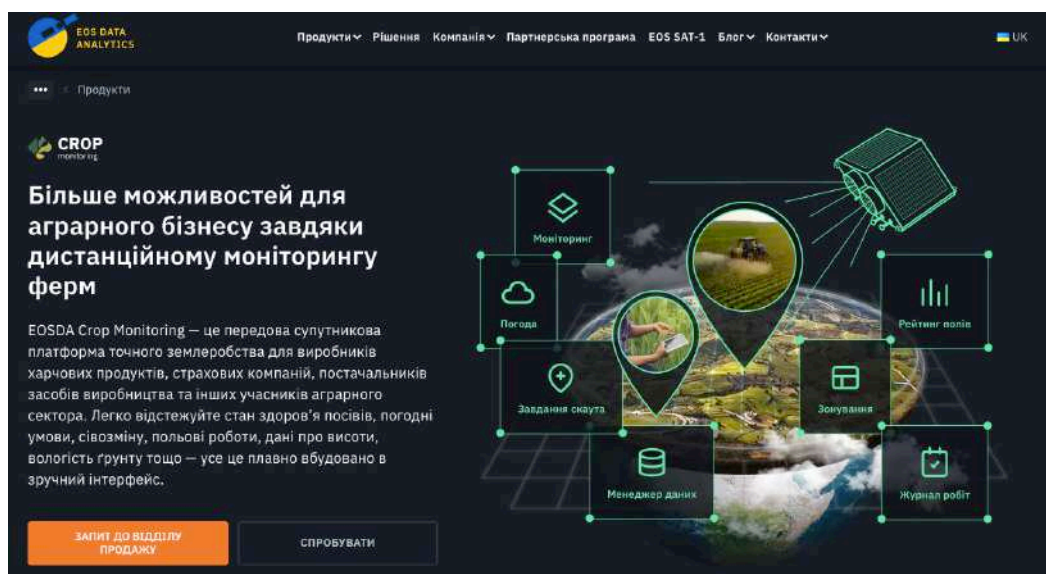


Рисунок 2.3 – EOSDA інтерфейс

Переваги:

1. Інноваційний підхід: інструмент інтегрує сучасніші технології ШІ та машинного навчання, що забезпечують вищу точність та автоматизацію при прогнозуванні врожаїв, а також аналізі стану рослинності, надаючи зручність використання через мобільний інтерфейс під час польових робіт.
2. Ризик-менеджмент: система надає можливість прогнозування різних ризиків, пов'язаних зі станом ґрунту, рослинності та погодними явищами.
3. Регулярне оновлення даних: широкий спектр супутникових знімків, які оновлюються систематично, гарантують актуальність інформації, яка використовується для аналізу.

Недоліки:

1. Перевантаження функціями: деякі можливості, які пропонує EOSDA Crop Monitoring, можуть бути непотрібними для невеликих фермерських господарств, що ускладнює їх використання.

2. Використання платформи вимагає певного рівня підготовленості та навичок роботи з супутниковими даними, що може бути складно для фермерів, які вперше стикаються з такою технологією.

Intellias (рисунок 2.4) має ряд основних функцій. Індивідуальне налаштування систем управління, які враховують регіональні особливості та конкретні завдання клієнта, із використанням різного рівня інструментів моніторингу, від супутникових даних до IoT-сенсорів. Розробка модулів, які інтегруються зі сторонніми системами, що містять геоінформаційні, погодні, маркетингові та інші дані, необхідні для оптимізації сільськогосподарського виробництва.

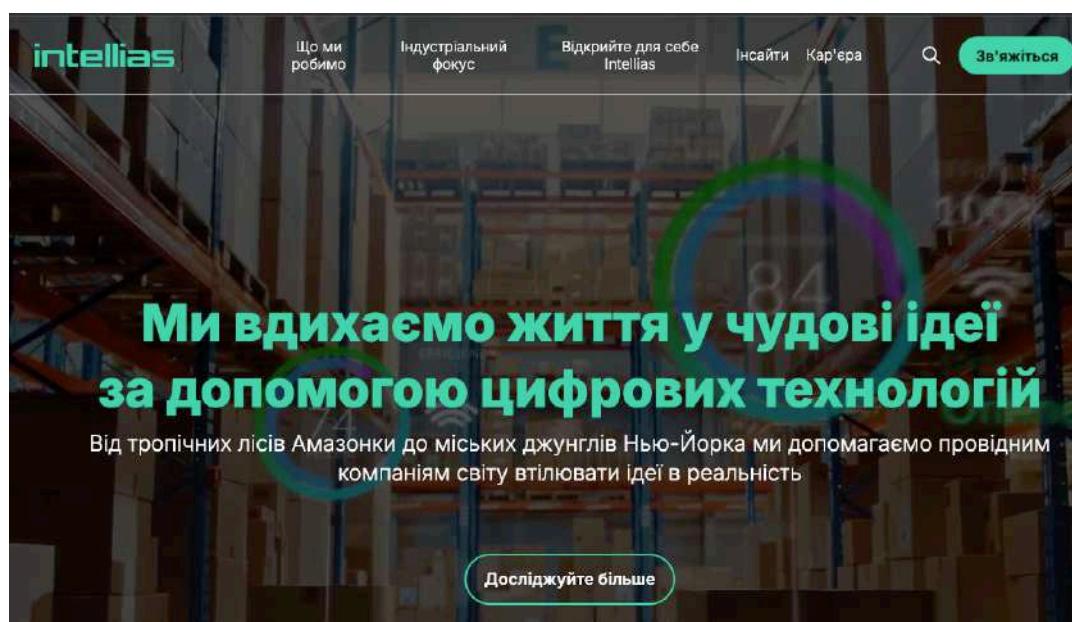


Рисунок 2.4 – Intellias інтерфейс

Переваги:

1. Максимальна гнучкість інструментарію, яка дозволяє підходити до рішення сільськогосподарських задач із врахуванням унікальних умов кожного об'єкту.
2. Широкий спектр інтеграційних можливостей із різноманітними джерелами інформації, що підвищує ефективність прийняття рішень.
3. Моніторинг процесів в реальному часі із високою точністю, який є незамінним інструментом у сучасному сільському господарстві.

Недоліки:

1. Високі витрати на розроблення та підтримку спеціалізованих рішень, які можуть бути недоступними для малих сільськогосподарських підприємств.
2. Тривалий термін реалізації проектів, пов'язаний із складністю інженерних рішень та необхідністю адаптації до місцевих умов.

Midopt (рисунок 2.5) має ряд основних функцій. Інноваційні алгоритми розподілу ресурсів (водні ресурси, добрива) із застосуванням сучасних підходів до оптимізації, Інтерактивні навчальні програми, які надають користувачам інструменти для підвищення рівня професійної майстерності.



Рисунок 2.5 – Midopt інтерфейс

Переваги:

1. Концентрація на алгоритмах оптимізації сільськогосподарських ресурсів, які сприяють зменшенню витрат на воду та добрива, що є ключовими компонентами для підвищення продуктивності.
2. Централізований підхід на мінімізацію витрат та зниження навантаження на природне середовище, що відповідає принципам екологічно землеробства.

3. Оптимізація використання ресурсів, що робить її привабливою для сільськогосподарських підприємств.

Недоліки:

1. Лімітовані можливості щодо аналізу стресових чинників, наприклад, фітопатології, які можуть впливати на якість сільськогосподарської продукції.

2. Обмежена інформаційна база стосовно інших аспектів, зокрема, детального стану ґрунтів і фізіологічного стану рослин.

3. Відсутність доступу до високороздільних супутникових даних, що може вплинути на точність проведення аналізів.

Порівняльні результати наведені на рисунку 2.6. Усі розглянуті інструменти продемонстрували прийнятні рівні продуктивності у цій сфері. Збір інформації: Agrosmart і Midopt отримали найнижчі бали відповідно до цього критерію. Дата-візуалізація: Більшість інструментів відзначається високою ефективністю у візуалізації інформації.

Підтримка процесу прийняття рішень: Усі інструменти демонструють високі показники щодо підтримки цього процесу. Провідними інструментами із врахуванням кількості високих оцінок за різними параметрами є Erasmus, EOSDA Crop Monitoring та Intelias. Вони продемонстрували збалансовані результати, що свідчить про їхню універсальність та ефективність. Agrosmart має значні досягнення у галузі оброблення інформації та її візуалізації, проте потребує поліпшення у процесі збору даних.

Midopt, із своїми низькими рейтингами за кількома критеріями, може свідчити про обмежену функціональність або доступність на ринку.

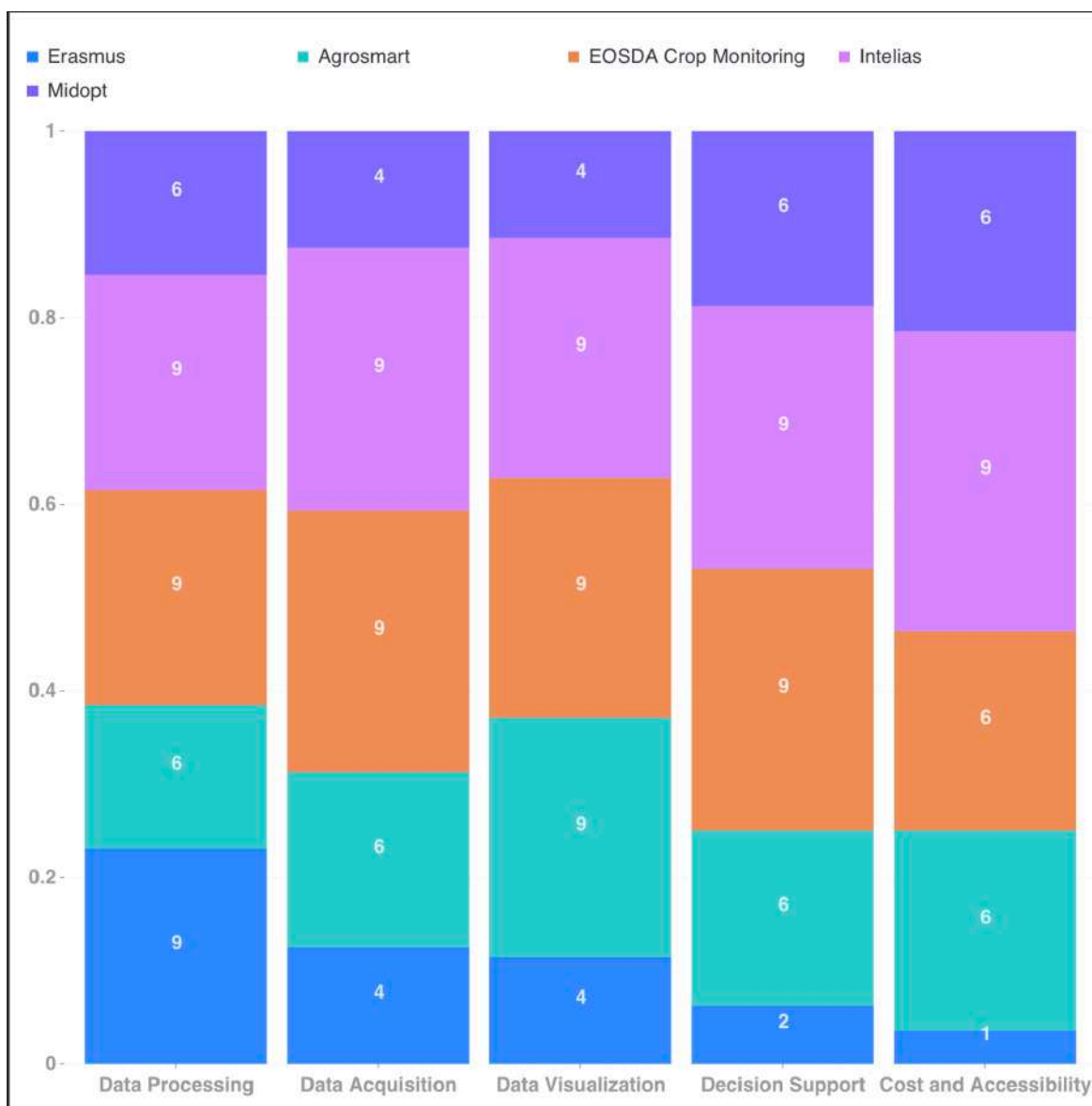


Рисунок 2.6 – Діаграма порівняння інструментів

2.2 Використання датчиків та IoT для оцінки стану ґрунту та рослинності

Сучасні IoT-рішення, що передбачають інтелектуальний моніторинг ґрунтів та рослинного покриву, є інноваційними інструментами. Система IoT, яка призначена для відстеження стану ґрунту та рослинності, передбачає використання різноманітних датчиків, що надають точні дані в реальному масштабі часу. Ці прилади надають агрономам оперативну інформацію про стан полів, що, у свою чергу, дозволяє оптимізувати процеси управління ресурсами та підвищувати урожайність.

До складу таких систем входять: давачі вологості ґрунту, давачів температури ґрунту, давачі кислотності, давачі електропровідності.

Давачі вологості ґрунту, такі як Decagon EC-5 (рисунок 2.7), які виконують функцію вимірювання вмісту води, що є вирішальним параметром при регулюванні режиму поливу.



Рисунок 2.7 – Давач Decagon EC-5

Давач вологості ґрунту Decagon EC-5 ґрунтується на ємнісовій техніці, що дає змогу вимірювати діелектричну проникність різного типу ґрунтів у широкому діапазоні температур і солоності. Цей прилад є індикатором водного стану ґрунту, його точність, як правило, становить 3%, але підвищується після індивідуального калібрування. Він відзначається високою частотою відбіркових даних (100 Hz), що надає оперативність інформації. Сенсорна конструкція дозволяє використовувати інструмент на польових ділянках та в лабораторіях, підтримуючи оптимізацію зрошування та надаючи дані для екологічного моніторингу.

Давачі температури ґрунту, наприклад Soil Temp Probes (рисунок 2.8), які допомагають уточнити оптимальні температурні умови для зростання сільськогосподарських культур.



Рисунок 2.8 – Давач Soil Temp Probes

Міцний давач температури ґрунту Soil Temp Probes RT-1 є інструментом, спеціально створеним для надійного та точного вимірювання температури ґрунту або інших середовищ. Його конструкція, що використовує нержавіючі матеріали, надає високу стійкість до різких змін погоди, забезпечуючи довговічність при роботі на відкритому повітрі. Давач є цілком водонепроникним.

Для комбінованого вимірювання об'ємного вмісту води та температури рекомендуються використовувати TEROS 11 або TEROS 12, які є ідеальними інструментами цієї категорії. Встановлення RT мінімальним завданням, що робить його доступним як для спеціалістів, так і початківців. Інформація, отримана із цього приладу, є важливою основою при аналізі мікроклімату ґрунту.

Давачі рН, наприклад, Bluelab Soil pH Pen (рисунок 2.9), виконують ключову роль у контролі кислотно-лужного стану ґрунту, який є визначальним чинником якості сільськогосподарської продукції, враховуючи специфічні вимоги індивідуальних культур. Цей пристрій є надійним портативним інструментом, придатним для динамічного контролю рН-індексу ґрунту та його температури, особливо під час використання у воді та поживних розчинах. Відмітною особливістю давача є його повна водостійкість, яка гарантує його надійну роботу у вологих умовах. Він також оснащений системою автоматичної температурної компенсації, що забезпечує точність вимірювання незалежно від змін

навколишньої температури. Для підвищення точності результатів є можливість проведення двоточкової калібровки. Високий рівень енергоефективності забезпечується функцією автоматичного відключення, а його довговічність підтверджується гарантією на рік роботи.



Рисунок 2.9 – Давач Bluelab Soil pH Pen

Давач електропровідності, такі як Spectrum FieldScout EC (рисунок 2.10), є інструментами, що виконують вимірювання концентрації солей у ґрунті, слугуючи індикаторами його родючості. Їхня основна особливість – запатентований парний наконечник, який забезпечує оптимальний фізичний контакт із ґрунтом, що підвищує точність (1%) і роздільність (0,01 мСм/см) вимірювань. Робочий діапазон таких сенсорів сягає від 0 до 19,9 мСм/см.

Дана система обладнана автоматичною температурною компенсацією, що гарантує надійність результатів при змінах кліматичних умов. Компонентами її складу є батарея, яка забезпечує мобільність, та прилад калібрування із застосуванням електроліту.



Рисунок 2.10 – Давач BlueLab Soil pH Pen

Також використовуються давачі, які зосереджуються на стані рослинності: NDVI-сенсори, хлорофілометри, лісові вологоміри, фітосенсори.

NDVI-сенсори, такі як Trimble GreenSeeker (рисунок 2.11), виконують оцінку індексу вегетації, який відображає стан здоров'я рослинного покриву.



Рисунок 2.11 – Давач Trimble GreenSeeker

Давач функціонує на основі технології активного відбиття світла, коли він випромінює короткі імпульси червоного та інфрачервоного світла на рослинність, а потім реєструє відповідні відбиті промені. Це дозволяє отримувати інформацію про рівень фотосинтетичної активності, яка є одним із ключових індикаторів стану здоров'я рослин. Показник NDVI є змінним від 0,00 до 0,99, і він відображає інтенсивність біологічної активності рослинності.

Хлорофілометри, на зразок Apogee MC-100 (рисунок 2.12), які визначають рівень хлорофілу, що є важливим показником для оцінки потреб рослин у мінеральних речовинах.



Рисунок 2.12 – Давач Apogee MC-100

Вимірювач концентрації хлорофілу Apogee MC-100 відкалібрований на вимірювання концентрації хлорофілу в листі за допомогою абсолютних величин, що становить мікромоль на квадратний метр, що є перевагою перед використанням відносних індексів, які можуть бути неточними. Для зручності використання та порівняння результатів він також видає відносні одиниці, такі як Індекс SPAD. Технічний підхід, полягає у вимірюванні відношення коефіцієнта пропускання світла на двох спектральних діапазонах: червоного, який активно абсорбується

хлорофілом, та ближнього інфрачервоного, який його пропускає. Прилад має можливість адаптуватися під різні розміри листя, вимірюючи концентрацію хлорофілу на ділянці приблизно 64 мм квадратних. Для вузьких листків, діаметром меншим за 9 мм, використовується зменшувач поля зору, який зменшує площу дослідження до приблизно 20 мм квадратних.

Лісові вологоміри, наприклад, Meter Group Leaf Wetness Sensor PHYTOS 31 (рисунок 2.13), є високоточним приладом, який здійснює вимірювання як початку, так і тривалості зволоження імітованого листка, що є ключовим компонентом передбачення можливого спалаху певного захворювання чи інфекції.



Рисунок 2.13 – Давач Meter Group Leaf Wetness Sensor PHYTOS 31

Особливістю PHYTOS 31 є його здатність проводити вимірювання окремих крапель води. Він відрізняється від інших сенсорів вологості на основі використання сітки опору, яка не містить латексну фарбу на основі солей, яка мала би властивість поглинати воду. Це надає приладові підвищену чутливість, що допомагає уникнути хибних індикацій.

Високі технічні характеристики і простота використання роблять PHYTOS 31 придатним для різних сценаріїв досліджень, що стосуються фізіологічних процесів рослин і впливу навколишнього середовища на їхній стан. Крім того, його

інтеграція з давачем ZL6 надає можливість онлайн-моніторингу, що є цінною опцією для отримання оперативних даних.

Фітосенсори, такі як Agrihouse Leaf Sensor (рисунок 2.14), що вимірюють рівень стресу рослин, який може бути пов'язаний зі зниженням води або підвищенням температурного режиму.



Рисунок 2.14 – Давач Agrihouse Leaf Sensor

Він є особливо актуальним для управління водними ресурсами у аеропонних і гідропонних системах, а також при крапельному поливі. Цей сенсор інтегрується зі стандартним цифровим мультиметром та зовнішнім джерелом живлення, надаючи інформацію, яка дозволяє оптимізувати режими зрошення та підтримувати необхідний рівень вологості, ефективніше використовувати воду та, відповідно, зменшувати її споживання. Крім того, існує давач фотосинтетично активної радіації (PAR), який визначає інтенсивність світла, задіяного у фотосинтезі, що є одним з ключових параметрів, які впливають на продуктивність сільськогосподарських культур.

Процеси збору, передачі та обробки інформації в інтернеті речей (IoT) є фундаментальними у сучасній системі моніторингу ґрунтів і рослинності. Вони складаються з чотирьох взаємопов'язаних етапів, які виконуються послідовно.

Перший етап – збір даних – передбачає використання різноманітних інструментів, як-от датчиків, інтегрованих у сільськогосподарські системи. Ці датчики забезпечують інформацію про вологість ґрунту, температуру, рівень хлорофілу, світловий режим, вологість повітря, що є ключовими параметрами для оптимізації землеробських процесів та підвищення врожаїв, одночасно знижуючи витрати на ресурси.

Другий етап – передача інформації через IoT-мережу – реалізується шляхом відсилання даних, зібраних датчиками, на центральний сервер із застосуванням спеціалізованих бездротових технологій, як-от LoRa, Sigfox, NB-IoT. Кожна з цих технологій має свої переваги, наприклад, дальність зв'язку, швидкість, енергоефективність, стійкість до перешкод, які враховуються при виборі оптимальної мережі в залежності від території та інфраструктури.

Третій етап – обробка інформації – включає її передачу на сервер, де відбувається її інтенсивна обробка. Застосовуються інноваційні підходи, такі як алгоритми машинного навчання, що дають можливість виконати складні аналітичні завдання, створити прогнози, відслідкувати зміни, виявити відхилення від норми, і на їх основі розробити ефективні рішення, які підвищують продуктивність сільськогосподарських підприємств.

Останній, четвертий, етап – візуалізація результатів – полягає у відображенні результатів аналітики у формі, зручній для сприйняття, через інтерактивний інтерфейс. Це підтримує прийняття інформованих управлінських рішень на підставі отриманих даних.

Інтеграція даних, отриманих від IoT-датчиків, у системи підтримки прийняття рішень (DSS) набуває особливого акценту в сучасній агроіндустрії. Climate FieldView — це відома платформа, що інтегрує дані із польових сенсорів і супутникових знімків для генерації детальних карт змін урожаю та ідентифікації зон стресових чинників, які впливають на якість сільськогосподарської продукції. Іншим прикладом є Granular, яка зосереджується на інтенсивній обробці інформації від IoT-датчиків, використовуючи її для оптимізації процесів зрошування, добривості, посіву, а також інших сільськогосподарських операцій.

2.3 Методи попередньої обробки та аналізу даних для точного землеробства

Основним завданням попередньої обробки інформації є перетворення "сирих" даних у відбір, а також фільтрація, калібрування, агрегування, що є основою підвищення точності та інформативності. Інформація, яка збирається під час сільськогосподарських робіт, може містити аномалії, помилки, чи незакінчені дані, що ускладнює їхнє використання. Цей етап є невід'ємним компонентом процесу. Метою цієї підготовчої фази є забезпечення належного рівня точності, інформативності та довіреності даних, що є необхідними для наступного їх аналізу. Використання відповідних методів дослідження дозволяє визначати тенденції, прогнозувати продуктивність, оцінювати ризики, пов'язані із посухою, шкідниками, природними явищами, а також адаптувати стратегії ведення сільськогосподарського підприємства. Інтеграція етапів попередньої обробки із аналізом інформації є суттєвою основою розроблення систем підтримки прийняття рішень (DSS).

До основних методів, які використовуються на етапі попередньої обробки, належать такі: очищення даних, калібрування даних, фільтрація шумів, агрегація даних, перетворення форматів даних.

До етапу очищення даних також входить два під етапи. Виявлення та обробка пропущених значень а також виявлення та видалення аномальних даних.

Виявлення та усунення пропущених значень є однією з перших і найважливіших операцій при роботі зі статистичними даними. Під час збірки інформації, особливо при її автоматизованому зборі, нерідкі випадки, коли деякі дані відсутні або містять помилки, що викликаються різними причинами, такими як несправність обладнання або мережеві дисфункції. Для їхнього вирішення використовуються різні підходи:

1. Видалення записів із відсутніми значеннями. Цей метод є найпростішим, але може призвести до втрати інформації, яка може бути цінною

для аналізу. Тому його застосовують у випадках, коли частка пропущених даних є мінімальною і їхнє видалення не має значного впливу на результати.

2. Інтерполяція. Це процес приписування значень відсутніх даних на основі відомих сусідніх точок. Інтерполяція використовується, коли структура даних допускає це, наприклад, при лінійній або поліноміальній залежності змінних.

3. Заміна пропущених значень середнім арифметичним. Цей спосіб є одним із способів, який забезпечує мінімізацію змінності, але також може призвести до спотворення інформації, особливо, якщо аномальні значення є частиною системної тенденції.

Цей етап можна використати у контексті систем спостереження за вологістю ґрунту. Існує ймовірність появи ланок у даних через тимчасові технічні проблеми, наприклад, втрату з'єднання сенсора з мережею внаслідок несприятливих погодних умов. Щоб подолати цю проблему, можна використати інтерполяцію, яка передбачає заміну відсутніх даних середнім значенням вологості, визначеним на підставі аналізу попередніх періодів. У випадках, коли є значна кількість даних, рекомендується розглядати середнє значення вологості, що фіксувалося найближчими сенсорними вимірами.

Для виявлення та видалення аномальних даних, які є результатом ненормальної роботи обладнання або впливу зовнішніх чинників, використовуються статистичні методи. До них належать:

1. Аналіз відхилень від середнього значення. Це один із найбільш поширених підходів, який полягає у виявленні ізольованих точок, які відрізняються від інших значень на певному рівні статистичної значущості.

2. Ідентифікація аномалій. Аномалії- це значення, які знаходяться на значній відстані від інших і, як правило, вважаються помилковими або випадковими. Вони можуть бути виявлені за допомогою різних критеріїв, наприклад, критерію Q-тест Діксона або критерію Чебишова.

3. Виявлення аномальних кластерів. Цей підхід використовується, коли кілька сусідніх точок відрізняються від інших і, можливо, утворюють окрему групу, яка також може бути індикатором проблеми.

Цей етап можна використовувати у разі, коли сенсор повітряної температури фіксує аномально високе значення, наприклад, різке збільшення температури зі 20°C до 80°C без відповідного фізичного підґрунтя, це свідчить про можливий дефект або помилку приладу.

До етапу калібрування даних також входить два під етапи. Нормалізація а також калібрування на основі референційних даних.

У процесі збирання інформації від різних сенсорів, які можуть мати інші діапазони та шкали вимірювання, часто виникає необхідність урівняти ці значення, щоб забезпечити їхнє надійне порівняння. Нормалізація є одним із методів, який виконує цей підхід, зокрема, шляхом перетворення даних на єдину шкалу, наприклад, від 0 до 1. Це дає можливість інтегрувати різні параметри для подальшого глибшого аналізу. Застосувати нормалізацію даних можна у ситуації, коли в системі реалізовано застосування різноманітних сенсорних пристроїв для оцінювання параметрів рН ґрунту та його азотного складу, отримані результати можуть мати відмінності у масштабах.

Щоб підвищити точність отримуваних результатів, використовуються стандартні, референційні або еталонні набори інформації. Це передбачає налаштування отриманих даних відповідно до відомих ідеальних значень, які були отримані на певній глибині. Такий підхід дозволяє усунути системні помилки, які можуть виникнути під час вимірювання вологості, наприклад, таким чином підвищуючи якість і надійність наших висновків. Давачі вологості ґрунту можуть демонструвати відхилення від істинних значень через вплив зовнішніх чинників або внаслідок старіння. Для усунення цих помилок і підвищення надійності прогнозів використання оптимальної інтенсивності зрошування, застосовують калібрування на референсних даних. Ці дані отримуються від контрольних ділянок, вологість яких підлягає точній ідентифікації.

Для етапу фільтрації шумів можна використати два методи. Медіанний фільтр та рухоме середнє.

Медіанний фільтр є особливо ефективним у ситуаціях, коли цілісність інформації може бути порушена короткочасними чинниками, наприклад, через

імпульсний шум, який може бути пов'язаний із змінами вологості внаслідок атмосферних опадів. Медіанний фільтр працює на основі знаходження середнього значення, яке є найбільш кращим для даного набору даних, тим самим він фільтрує імпульсні шуми, які є відхиленнями від цієї тенденції. Водночас, він зберігає основний хід інформації, що є його ключовою перевагою. Медіанний фільтр можна використати для давачів вологості, зокрема під час опадів, ці давачі можуть демонструвати різкі імпульси через зіткнення із краплями води, що може призвести до хибних індикацій вологості. Використання медіанного фільтра дозволяє послабити ці аномалії, зберігаючи при цьому основний тренд зміни вологості на певній глибині, що є важливим у контексті прийняття оптимальних рішень з огляду на поливні операції.

Рухоме середнє є іншим підходом, який передбачає усереднення інформації на певному часовому інтервалі. Цей фільтраційний механізм також сприяє зменшенню впливу шумів на даних, але він має свою особливість – він більш придатний для відображення повільних змін, ніж для швидких. Це є наслідком його інваріантності до зміни наряду навантаження, яка є результатом використання фіксованого інтервалу часу. Однак, він може бути менш чутливим до аномальних або імпульсних змін, які є важливими для деяких видів аналізу. Рухоме середнє можна застосувати для термодавачів, які фіксують значні коливання температури протягом доби, застосовується метод ковзного середнього, який полягає у розрахунку середньої температури на основі 24-годинного періоду. Це інструментування надає більш надійну та стабільну оцінку температури, яка є необхідною для аналізу агрометеорологічних умов на сільськогосподарських угіддях.

Для етапу агрегації даних можна використати два методи. Згортка інформаційних потоків та макроекономічний показник території(середнє по зоні або ділянці).

У процесі збирання даних із високою частотою їхньої зміни, її агрегування за інтервалами (годинними, щоденними) є інструментом, який підтримує зручність їхнього аналітичного використання. Цей підхід має на меті мінімізацію об'єму

інформації, яка підлягає обробці, та підвищення її інформативності, особливо при проведенні довгострокових досліджень. Метод згортки даних можна використовувати наприклад у контексті системи, яка інтервально фіксує рівні вологості ґрунту що 10 хвилин, їхня агрегація на добу є цінним інструментом, який підкреслює основні тенденції зміни вологості. Цей підхід мінімізує вплив короткочасних коливань, надаючи більшу інформативність щодо середньоденних індикаторів, які є критичними при розгляді рішень, пов'язаних із періодичністю поливу.

Метод макроекономічний показник території. Інформація, яку збирають із різних секторів сільськогосподарського угіддя, може бути інтегрована, аби відобразити середній стан певного району або ділянки землі. Це надає можливість сільськогосподарським підприємцям розуміти регіональні тенденції та визначати потреби у ресурсах більш адекватно, враховуючи конкретні особливості місцевості. Метод макроекономічний показник території можна використати для розрахунку середнього значення вологості ґрунту на території. Розглядаючи територію, на якій розміщені кілька давачів, що відслідковують вологість, їхні індивідуальні вимірювання можна агрегувати для отримання середнього рівня вологості на відповідній ділянці. Це інформаційне узагальнення є цінним, зокрема, на сільськогосподарських полях, адже воно дає змогу фермеру здійснювати більш адекватну оцінку водних потреб окремих зон, що є основою оптимізації використання води та добрив, відповідного їхньому рівню продуктивності.

Для етапу перетворення форматів даних можна використати два методи. Уніфікація формату даних та підвищення роздільної здатності.

Уніфікація формату даних. У зв'язку з використанням різноманітних сенсорів і пристроїв, які впроваджують несхожі набори форматів, інтеграція даних у єдиний стандартний інтерфейс надає можливість більш ефективного їхнього аналізу в автоматизованих системах. Наприклад цей метод можна застосувати у процесі збірки інформації, яка містить різноманітні формати (текстовий, наприклад, JSON, і такий, що використовується у табличних структурах, наприклад, CSV), є необхідність їх агрегації в уніфікований формат, аби полегшити наступний

аналітичний процес у системах прийняття рішень. Цей підхід має на меті створення єдиного інформаційного простору, який є невід'ємною передумовою оптимізації рішень, що ґрунтуються на даних.

Підвищення роздільної здатності. Деякі сфери діяльності, такі як агрономічний моніторинг, можуть потребувати більш детальної інформації, наприклад, точніших даних щодо вологості ґрунту на різних рівнях. У таких випадках інтерполяція або підвищення роздільної здатності є ефективними інструментами, які допомагають у ситуаціях, коли використовуються сенсори, які надають дані з невисокою частотою. Цей метод можна використати щоб підвищити ефективність поливальних систем, для цього може бути необхідною більш детальна інформація щодо водності ґрунту на різних глибинах. Якщо початкова інформація охоплює лише поверхневий шар, її можна інтерполювати, щоби утворити тривимірну модель, яка відображатиме зміни вологості на різних рівнях. Це дозволить надійніше оцінювати ступінь зволоження на цій території, підвищуючи якість прийняття рішень щодо поливу рослин.

Попередня обробка інформації є незамінним компонентом у формуванні ефективного набору даних, який є фундаментом для точного землеробства. Це ступінь, який надає можливість підвищення якості аналітичних процедур, що є основою для створення надійної інформаційної інфраструктури, яка, своєю чергою, сприяє оптимізації різних аспектів агрономічної діяльності.

2.4 Висновки

У результаті виконаного аналізу було виявлено, що методи обробки та аналізу даних, що використовуються в точному землеробстві, наділена як перевагами, так і недоліками. Було розглянуто різноманітні підходи до попередньої обробки даних, серед яких можна відзначити фільтрацію на основі середнього, медіанний фільтр, нормалізацію, а також процедуру усереднення. Дослідження встановило їхню ефективність у зниженні похибок, отриманих від сенсорів, і

підтриманні стабільності результатів, що є особливо важливим для аналітики, що стосується вологості та температури ґрунту.

Також було розглянуто кілька алгоритмів машинного навчання, які відіграють вирішальну роль у прогнозуванні, зокрема, кластеризацію. Регресійний підхід був обраний для передбачення рівня ґрунтової вологості, у той час як кластеризація використана із метою групування полів на підставі схожих умов, що суттєво підтримує оптимізацію агрономічних рішень.

З увагою на зв'язкові аспекти, були проаналізовані мережеві технології, такі як LoRa, Sigfox та NB-IoT, із аспекту надійності передачі інформації від віддалених сенсорних пристроїв. Результати дослідження свідчать, що ці інноваційні рішення надають ефективний зв'язок на територіях сільськогосподарського призначення, що є суттєвою перевагою для організації управління процесами на великих площах.

З метою інтеграції даних із системи підтримки прийняття рішень (DSS) розглянуто різні аспекти автоматизації використання ресурсів, зокрема, води та добрив. Серед прикладів використання DSS-рішень можна назвати визначення оптимальних моментів поливу та внесення добрив на підставі актуальних параметрів ґрунту. Це, у свою чергу, приводить до підвищення врожайності та економізації ресурсів.

З іншого боку, аналіз відкрив певні обмеження використання IoT-технологій у сільському господарстві, серед яких є цінова складність, необхідність технічного обслуговування, а також складність налаштування. До того ж, необхідність надійного мережевого покриття є одним із основних вимог. Проте, ці фактори можна компенсувати, враховуючи довгострокові переваги, які надає точне землеробство.

При цьому, важливо підкреслити, що інструменти IoT у сільському господарстві належать до інноваційного пошуку рішень, які мають на меті підвищення продуктивності, зниження витрат на ресурси, а також поліпшення якості сільськогосподарської продукції.

Отже, розроблена система має надавати:

1. Сучасні підходи до інтенсивного аналізу інформації, що є основою для отримання надійних даних на першому етапі її обробки, які гарантують високу точність прогностичних моделей.
2. Інноваційні інструменти машинного навчання, інтегровані у систему, які надають можливість передбачення різних агрономічних параметрів на основі зібраних даних, а також підтримують прийняття оптимальних рішень із урахуванням поточної ситуації.
3. Розвинену бездротову інфраструктуру, яка є невід'ємною складовою для збірної системи, що забезпечує швидкість та стабільність передачі інформації із віддалених сільськогосподарських угідь.
4. Модульну архітектуру, яка є сумісною із системами прийняття рішень на основі даних (DSS), що підвищує рівень автоматизації процесів управління сільськогосподарськими ресурсами.
5. Інтерактивні візуалізаційні інструменти, які надають операторам системи можливість контролювати результати моніторингу в режимі реального часу, що, у свою чергу, сприяє прискоренню процесу прийняття інформованих рішень на рівні агрономічної діяльності.

3 АЛГОРИТМИ ТА ТЕХНОЛОГІЇ ДЛЯ ВИРШЕННЯ ЗАДАЧІ

3.1 Алгоритми оцінки продуктивності ґрунту та показників врожайності з використанням даних IoT

Вимірювання вологості ґрунту є невід'ємним компонентом оцінки його фізіологічного стану та впливу на вегетативну діяльність рослин. Давач вологості ґрунту YL-69 є високочутливим пристроєм, який надає аналоговий сигнал, який лінійно корелює зі зміною рівня вологості.

З метою отримання інформації про відносну вологість (RH) ґрунту (формула 3.1), необхідного для оптимізації агротехнічних режимів, на основі даних з давача YL-69, застосовується наступна формула:

$$RH = \frac{V_{out} - V_{min}}{V_{max} - V_{min}} \times 100\% , \quad (3.1)$$

де RH - відносна вологість ґрунту у відсотках, V_{out} - значення вихідного сигналу давача, V_{max} та V_{min} - мінімальні та максимальні значення калібрування, що відповідають сухому та вологому ґрунту.

Калібрування цього приладу дозволяє виконати цілу низку розрахунків, які є основою для прийняття правильних рішень щодо поливу, внесення добрив та інших агрономічних практик. Лінійний діапазон зміни аналогового сигналу давача відповідає змінам відсотка вологості ґрунту, що є зручним для інженерних та наукових цілей.

Температура ґрунту є однією із ключових параметрів, які впливають на фізіологічні процеси рослинного живлення, їхній ріст і розвиток. Для точного контролю цього параметру можна застосувати високоточний і надійний давач температури DS18B20. Цей чутливий пристрій характеризується високою точністю ($\pm 0,5^\circ\text{C}$) і здатен забезпечити безперебійний збір інформації. Він безпосередньо надає цифрове значення температури, що відповідає шкалі Цельсія.

Збір і обробка даних, отриманих від датчика DS18B20, може виконуватися за допомогою різних програмних інструментів і протоколів, таких як OneWire, що підвищує його універсальність.

Електропровідність ґрунту (формула 3.2) дозволяє оцінити вміст розчинених у ньому солей. Щоб визначити цей параметр, може бути використаний ЕС- датчик SEN0244. Розрахунок електропровідності ґрунту виконується на основі отриманих від цього датчика даних за наступною формулою:

$$EC = \frac{V_{out} - V_{offset}}{K_{sensor}}, \quad (3.2)$$

де ЕС - електропровідність ґрунту, V_{out} - вихідна напруга з датчика, V_{offset} - зміщення, яке враховує фонову електропровідність, K_{sensor} - калібрувальний коефіцієнт датчика.

Під час проведення цього розрахунку слід враховувати, що зміщення V_{offset} є необхідним, оскільки воно допомагає виділити зміну електропровідності, яка спричинена наявністю солей, від фонового значення, що визначається іншими електролітами, присутніми в ґрунті.

Отримані дані від ЕС- датчика є важливими інструментами для оптимізації систем удобрення, адже вони дозволяють контролювати рівень насичення ґрунту солями та запобігати процесу засолення. Це, у свою чергу, має позитивний вплив на якість сільськогосподарських культур, їх урожайність та стійкість до стресових чинників, що викликаються змінами вмісту солей.

Рівень кислотності ґрунту (рН) (формула 3.3) відіграє визначальну роль у доступності поживних елементів рослинним організмам. Для точного вимірювання цього показника використаємо рН-метр SEN0169, який є високочутливою електронною системою, призначеною для відслідковування змін у кислотно-основній рівновазі ґрунту. Даний сенсор здатний реєструвати електрохімічні сигнали, які пропорційні концентрації йонів водню, і переводити їх у цифрову форму, що відповідає конкретній кислотності середовища.

Формула, яка використовується для розрахунку рН на підставі сигналу, отриманого від рН-метра, має наступний вигляд:

$$pH = K_{cal} \times (V_{out} - V_{ref}) \quad (3.3)$$

де рН - електропровідність ґрунту, K_{cal} - калібрувальний коефіцієнт, визначений для конкретного датчика (на основі стандартного буферного розчину), V_{out} - виміряна напруга датчика, V_{ref} - опорне значення напруги, яке відповідає нейтральному рН 7.

Калібрування датчика виконується шляхом його порівняння зі стандартними буферними розчинами відомих рН-значень. Це дозволяє отримати надійні та точні результати, для проведення вапнування або гіпсування, які здійснюються з метою підвищення або зниження рН відповідно.

Вміст органічних речовин (формула 3.4) у ґрунті виконує суттєву роль у його родючості, оскільки органічна субстанція є джерелом необхідних поживних речовин для рослин, сприяє поліпшенню його структури та підвищенню здатності утримувати вологу. Для оцінки цього параметра оберемо оптичні сенсори на основі спектрофотометрії, такі як Soil Organic Matter Sensor (SOMS). Вони ґрунтуються на явищі відбиття та поглинання світла органічними компонентами, що дозволяє визначити їхню концентрацію. При використанні спектрофотометричних методів розрахунку вмісту органічних речовин (ОМ) у ґрунті, можна застосовувати наступну формулу:

$$OM = a \times R + b \quad (3.4)$$

де ОМ – вміст органічних речовин у ґрунті (%), R – відображена частка світла певної довжини хвилі (залежить від органічної речовини), а і b – емпіричні коефіцієнти, визначені за допомогою калібрування для конкретного типу ґрунту.

Для отримання надійних результатів рекомендується застосовувати дані, відбиті у видимій або наближеній до інфрачервоного (NIR) діапазоні спектрів.

Коефіцієнти a та b налаштовуються на підставі лабораторних досліджень, які проводять на різних ґрунтових пробах. Такий підхід передбачає індивідуальний підбір параметрів калібрування під конкретний ґрунтовий тип, що є важливим для досягнення високої точності вимірювань.

Важливою методологією у фізіографічних дослідженнях є використання індексів рослинності, які ґрунтуються на аналізі супутникових даних. Серед них особливо виділяються індекс нормалізованої різниці рослинності, індекс змішаного відбиття інфрачервоного і червоного діапазонів (SAVI) та індекс змішаного відбиття рослинності (EVI).

Індекс NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) (формула 3.5) є універсальним інструментом, який використовується для оцінки стану рослинного покриву на основі відмінності у відбиванні радіації в червоному (RED) і ближньому інфрачервоному (NIR) діапазонах. Розрахунок NDVI виконується за такою формулою:

$$NDVI = \frac{(NIR+RED)}{(NIR-RED)} \quad (3.5)$$

де NIR — відбиття в ближньому інфрачервоному діапазоні, характерне для здорової рослинності, RED — відбиття в червоному спектрі, яке поглинається хлорофілом.

NDVI можна застосувати при:, отримані дані з інструментів MODIS, дають можливість створення мап NDVI для моніторингу рослинності на великих територіях. Для більш локальних досліджень зручнішими є аерофотознімки або інформація, отримана за допомогою дронів із мультиспектральними давачами, які надають можливість реального часу аналізу індексу NDVI.

SAVI-індекс (формула 3.6) є інструментом, який активно використовується в регіонах із напівзасушливим кліматом, його основною метою є компенсація впливу відбиття ґрунту на індекс вегетації.

Математична формула SAVI має наступний вигляд:

$$SAVI = \frac{(NIR-RED)}{(NIR+RED+L)} \times (1 + L) \quad (3.6)$$

де NIR — відбиття в ближньому інфрачервоному діапазоні, характерне для здорової рослинності, RED — відбиття в червоному спектрі, яке поглинається хлорофілом, L — коефіцієнт корекції яскравості ґрунту (зазвичай дорівнює 0,5).

Використовують його у районах із недостатнім рівнем біомаси. Індекс SAVI, є цінним інструментом для виявлення зон стресу рослинного покриву, який може бути пов'язаний із водним дефіцитом.

EVI є інструментом, який надає більш точні і надійні оцінки інтенсивності фотосинтезу і біомаси рослинного покриву (формула 3.7), зокрема, у районах з високою біопродуктивністю, при цьому враховуючи різноманітні атмосферні впливи. Цей індекс був розроблений як вдосконалення індексу NDVI, щоби мінімізувати проблеми, які виникають при збільшені біомаси. Він розрахований на основі спектрального відбиття рослинного покриву у різних діапазонах, а саме: інфрачервоного, червоного і синього.

Математичний вираз індексу EVI:

$$EVI = G \times \frac{(NIR-RED)}{(NIR+C_1 \times RED - C_2 \times BLUE+L)} \quad (3.7)$$

де G (зазвичай 2,5) — коефіцієнт, який підсилює відношення між інфрачервоним і червоним відбиттями, що підвищує чутливість індексу до змін біомаси, C1, C2 — коефіцієнти, які використовуються для корекції впливу аеросолів і відбиття від поверхні, їхні стандартні значення 6 і 7,5 відповідно, L — коефіцієнт, який бере до уваги фоновий шум і зазвичай дорівнює 1, NIR — відбиття у інфрачервоному діапазоні, RED — відбиття у червоному діапазоні, BLUE — відбиття у синьому діапазоні.

Індекс EVI можна використати у системі для оцінки стану рослинності, наприклад, у лісових або багатокультурних ландшафтах, для цього можна

застосовувати високоточні супутникові дані, такі як ті, які отримуються з супутників Sentinel-2.

Застосування геоінформаційних систем (ГІС) надає сучасний підхід до просторового аналізу стану сільськогосподарських угідь. Геоінформаційні системи є складними інструментами, що інтегрують різномірні просторові дані, отримані з аерокосмічних знімків, безпілотних літальних апаратів (БПЛА), інтернет-підключених давачів (ІоТ) та історичних агрономічних джерел, аби створити надійну інформаційну основу для прийняття інформованих рішень.

З метою підвищення ефективності сільськогосподарського виробництва, ГІС-аналіз передбачає кілька ключових компонентів: просторове представлення інформації, геопросторова кореляційна інформатика, прогностичні моделі.

Просторове представлення інформації це утворення інтерактивних, багатошарових карт із відображенням різних параметрів, таких як продуктивність, вологість, стан ґрунту.

Геопросторова кореляційна інформатика це використання методів статистичного аналізу, машинного навчання та інших інструментів, що дозволяють виявити закономірності та зв'язки між різними змінними, які відображаються на кількісних та якісних показниках сільськогосподарських угідь (Наприклад відносний вміст поживних елементів, топографічні особливості, віковий склад рослинності)

Прогностичні моделі це розроблення передбачень на основі історичних даних та актуальних тенденцій, які допомагають ідентифікувати зони ризиків, оптимізувати планування систем зрошування, призначення доз мінеральних та органічних добрив, а також інших агротехнічних заходів.

Метод інтерполяції зваженого інверсного відстані (формула 3.8) є одним із інструментів, які використовуються для прогнозування та оцінки значень параметрів на підставі відомих даних. Він передбачає розподілення відомих значень параметрів на основі їхньої відстані від точок, де ці значення були виміряні, із врахуванням їхньої ваги, яка визначається як обернена до ступеня відстані. Математичний вираз цього методу наступний:

$$Z(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{Z_i}{d_i^p}}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{d_i^p}} \quad (3.8)$$

де $Z(x, y)$ — значення параметра у точці (x, y) , Z_i — значення параметра у відомій точці i , d_i — відстань від точки (x, y) до точки i , p — степінь ваги (зазвичай дорівнює 2).

Метод інтерполяції можна використати для створення карти вологості ґрунту на основі даних, отриманих із давачів ECH2O EC-5. Метод надає змогу інтерполювати вологість ґрунту навіть у районах, де давачі розташовані нерівномірно, що є цінною можливістю при складних топографічних умовах або при обмеженій кількості інструментів для безперервного моніторингу. Це дозволяє отримувати більш повну картину стану вологості ґрунту на території, яка підлягає дослідженню.

Вибір підходящого ступеня p є важливим аспектом при використанні методу, оскільки він впливає на ступінь згладжування отриманої поверхні. Степінь $p=2$ є найчастішим вибором, оскільки він забезпечує компроміс між точністю інтерполяції та уникненням утворення нефізіологічних спіків або западин на поверхні.

Метод Кригінг, який ґрунтується на моделюванні просторової автокореляції (формула 3.9), надає можливість виконати інтерполяцію із підвищеною точністю. Формула цього методу виглядає наступним чином:

$$Z(x, y) = \sum_{i=1}^n w_i Z_i \quad (3.9)$$

де w_i - ваги, визначені з урахуванням ковариаційної моделі.

В нашій системі кригінг може бути використаний для побудови карти вмісту азоту у ґрунті на підставі інформації, отриманої від давачів, таких як Yara N-Sensor.

Це інструментальне застосування допомагає оптимізувати процес внесення добрив, зменшуючи їхнє пере- або недозастосування.

У нашій системі ми можемо застосувати Географічних Інформаційних Систем (ГІС) для вирішення таких задач: моніторинг стану ґрунту, аналіз змін вологості ґрунту, картографування вмісту поживних речовин, топографічні дослідження.

Відображення динаміки зміни механічних властивостей ґрунтів, зокрема його ущільнення, виконується за допомогою приладів типу Veris 3100. Ці пристрої записують параметри опору при відборі проб, які інтегруються у ГІС-системи. Результатом є створення точних карт зображень території, на яких ідентифікуються зони, де процеси ущільнення можуть перешкоджати нормальному розвитку рослинних насаджень. Це інформаційне підґрунтя є ключовим при плануванні агротехнічних заходів, таких як внесення органічних речовин, підрізування, аерація, які спрямовані на поліпшення фізичних властивостей ґрунту.

Завдяки інноваційним інструментам, як-от давачі Decagon 5TE, які вимірюють зміни вологості, і супутникових даних, можна отримати повний огляд стану ґрунтів на території. Ці дані інтегруються у системі Google Earth API, що дає можливість проведення спеціалізованого аналізу змін вологості ґрунтів у різні періоди часу. Сенсори, такі як GreenSeeker, використовуються для безпілотних авіаційних систем (БПЛА) та інших технічних засобів, які вимірюють рівень азоту, фосфору, калію, а також інших мікроелементів. Інформація, отримана від цих сенсорів, додається у ГІС, де на її основі створюються карти вмісту поживних речовин.

3.2 Методи підвищення точності та надійності даних для прийняття рішень

Для оцінювання точності даних, які отримуються від сенсора, використовується поняття абсолютного відхилення (формула 3.10). Формула абсолютного відхилення Δ (delta) розраховується наступним чином:

$$\Delta = \frac{|M_d - M_r|}{M_r} \times 100\% \quad (3.10)$$

де M_r - контрольні (референсні) дані, M_d - виміряні сенсором дані, Δ - відносне відхилення у відсотках.

Відносне відхилення Δ є мірою розбіжності між виміряними даними M_d та референційними даними M_r , вираженою у відсотках. Воно допомагає визначити наскільки точні є отримані результати.

Розглянемо сенсор рН (Lutron PH-207), який використовується для вимірювання рівня кислотності або лужності рідин. Після проведення вимірювання ми отримаємо деяке значення рН, назвемо його M_d . Для перевірки його точності ми маємо референційне (контрольне) значення рН, яке ми назвемо M_r . Це дозволяє нам оцінити, наскільки наші вимірювання відрізняються від істинного (референційного) значення та враховувати ці відмінності при інтерпретації результатів.

Середньоквадратична похибка (RMSE) (формула 3.11) є одним із показників якості, який використовується для оцінки точності прогностичних моделей. Її розрахунок виконується на основі відмінностей між виміряними (діючими) та контрольними (істинними) значеннями, які були отримані під час експериментів.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (3.11)$$

Середньоквадратична похибку можна використати для оцінки точності даних із давача DHT22. Як показує практика мала середньоквадратична похибка свідчить про високий рівень точності та надійності сенсора DHT22 при вимірюванні температури.

Сирі дані часто містять шум і помилки через атмосферні впливи, обмеження давачів або непослідовність збору даних. Необхідно видалити шум і аномальні значення, використовуючи такі методи, як медіанна фільтрація, інтерполяція та

згладжування. Етап попередньої обробки включає: радіометричну калібровку, геометричну корекцію та маскування хмар.

Медіанний фільтр (формула 3.12) є одним із алгоритмів фільтрації, який застосовується з метою придушення "викидів" у дискретних даних. Він є ефективним інструментом у боротьбі із шумом, який використовується в різних галузях, таких як зображення, сигнали, системи давачів, тощо.

$$y[i] = \text{median}(x[i - k], \dots, x[i + k]) \quad (3.12)$$

де $y[i]$ – відфільтроване значення на індексі i , $x[i-k]$, ..., $x[i+k]$ – сусідні точки даних у вікні розміру k . Вікно фільтра є інтервалом індексів, який використовується для обчислення медіанного значення.

При використанні фільтрації на основі медіани важливим нюансом є чутливість до зміни розміру вікна фільтра, яка впливає на якість фільтрації.

Фільтрацію на основі медіани можна використати для фільтрації даних із сенсору вологості Decagon EC-5.

Ковзне середнє (SMA) (формула 3.13) – це поширений метод фільтрації, який використовується для зниження шуму і згладжування часових рядів. Він розраховується як просте середнє арифметичне елементів у заданому вікні, які зміщуються на один індекс на кожній ітерації.

$$SMA_n = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} x_{t-i} \quad (3.13)$$

де SMA_n – просте ковзне середнє за останні n спостережень, x_{t-i} – окремі точки даних у $t-i$, i – індекс, який пробігає всі елементи вікна.

Це особливо корисно в аналізі часових рядів з сенсору температури DS18B20, які піддаються впливу сезонних чи інших короткочасних коливань. Прикладний розрахунок SMA надає нам можливість краще розуміти зміни температури з часом, фільтруючи її через вікно розміром 3.

Метою нормалізації є уніфікація різних змінних, які можуть мати різні одиниці вимірювання або кількісні масштаби, у відповідності з певними стандартами або критеріями. Це досягається шляхом віднімання від кожного значення змінної мінімального її значення, а потім ділення на відрізок між мінімальним та максимальним значеннями (формула 3.14). Ми можемо використовувати цей підхід для нормалізації даних із сенсора Bluelab Soil pH Pen.

Математична формула нормалізації має наступний вигляд:

$$x_{normalized} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (3.14)$$

де x_{min} – мінімальне значення змінної, x_{max} – максимальне значення змінної, x – індекс, початкове значення змінної, яке підлягає нормалізації.

У випадку виявлення аномальних значень поживних речовин можна використовувати статистичні методи виявлення викидів, такі як Z-оцінка або метод IQR (інтерквартильний діапазон), для очищення даних.

Z-оцінка (формула 3.15) — це параметричний підхід, який використовується для ідентифікації аномальних значень у даних, що розподілені за нормальним законом.

$$Z = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (3.15)$$

де x – це значення даних, μ – середнє значення набору даних, σ – стандартне відхилення набору даних.

Межа в 3 стандартних відхилення ($Z > 3$) використовується як індикатор аномальних значень, оскільки при нормальному розподілі 99,7% даних повинні знаходитися всередині інтервалу $[-3, 3]$. Відхилення більші за 3 свідчать про те, що ймовірність належності цього значення до нормального розподілу є низькою (менша 0,3%). Отже, таке значення має підлягати подальшому аналізу та розгляду як можлива аномалія. Z-оцінку можна використовувати для NDVI даних.

Метод оцінки даних, що враховує просторову залежність знову може бути Кригінг (формула 3.16). Але з іншою формулою для того щоб дані з сенсори які вимірюють провідність ґрунту на декількох точках, можна було побудувати карту для всього поля, використовуючи статистичну залежність між точками.

Математична формула підходу для цього завдання має наступний вигляд:

$$\hat{Z}(s_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(s_i) \quad (3.16)$$

де $\hat{Z}(s_0)$ – це оцінене значення в невідомому місці s_0 , $Z(s_i)$ – це відомі значення у вибіркових точках s_i , λ_i – це вагові коефіцієнти Кригінгу, які визначаються на основі просторової кореляції між відомими даними.

Ваги λ_i обчислюються таким чином, щоб мінімізувати помилку інтерполяції, ґрунтуючись на моделях коваріації або варіограмах. Це дозволяє точно враховувати просторову залежність між точками та дає більш точні прогнози для значень в місцях, де відсутні дані.

Наприклад карта провідності ґрунту, створена за допомогою цього методу, є більш інформативною та надійною, ніж простіша інтерполяція, яка не враховує взаємозв'язків між точками.

Для оцінки здоров'я рослин і агрофізіологічних параметри ми зосереджуємося на визначенні рівнів фізіологічної активності рослин, які є ключовими індикаторами їхнього здоров'я, використовуючи такі параметри, як індекси вегетації, ґрунтову вологість та насиченість поживними речовинами. Метою застосування лінійної регресії у прогнозуванні врожаю є ідентифікація проблемних ділянок на сільськогосподарських угіддях, які, можливо, спричинюються нестачею мінеральних елементів або підвищеною щільністю ґрунту.

Лінійна регресія (формула 3.17) належить до класу статистичних методів, які відіграють важливу роль у моделюванні агрономічних процесів. Для прогнозування врожайності використовується наступна формула:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n \quad (3.17)$$

де Y – це прогнозований врожай, β_0 – це вільний член (константа), $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ – це коефіцієнти, відповідні характеристикам features X_1, X_2, \dots, X_n , а X_1, X_2, \dots, X_n – це вхідні змінні, такі як NDVI, вологість ґрунту, температура тощо.

Лінійна регресія дозволяє якісно оцінити пов'язаність окремих змінних на результуючий показник, а також проводити точні прогнози на основі наявної інформації. Лінійна регресія використовується для моделювання зв'язку між кількома характеристиками та прогнозованим врожаєм. Модель призначає ваги (коефіцієнти) кожній характеристиці для прогнозування результату (врожаю) на основі вхідних даних. Наприклад прогнозування врожаю через водний стрес.

Моделювання зниження врожаю (формула 3.18) під дією водного стресу є важливим напрямком у дослідженнях сільськогосподарської продуктивності. Розглядаючи це явище, необхідно враховувати різні фактори, які впливають на ріст і розвиток культурних рослин. Для цього використовується наступна формула:

$$Y = Y_{max} \times (1 - K_s \times D) \quad (3.18)$$

де Y_{max} – це потенційний врожай без водного стресу, K_s – це специфічний для культури коефіцієнт чутливості до водного стресу, D – це коефіцієнт дефіциту води.

Ця модель є інструментом, що дозволяє нам кількісно оцінювати наслідки водного стресу на врожаї сільськогосподарських культур, пристосовуючи її до різних умов вирощування. Вона враховує індивідуальні риси культури, її фізіологічні процеси, які змінюються під дією водного стресу, а також рівень інтенсивності цього стресу. Під час використання цієї моделі, важливо мати на увазі, що різні культури мають різний ступінь стійкості до водного стресу, і відповідні зміни в їхніх фізіологічних процесах відбуваються на різних рівнях інтенсивності. Тому, щоб отримати точніші результати, необхідно ретельно вибирати та перевіряти значення коефіцієнтів чутливості K_s , які відповідають

конкретним агрокультурним районам, ґрунтам і сортам рослин. Окрім того, індекс водного дефіциту D є інтегральним показником, який враховує різні аспекти водного режиму, такі як кількість опадів, інтенсивність транспірації, стан ґрунту, його вологоємність, рівень засолення, а також інші фактори, що можуть впливати на доступність води для рослин.

Одним із ключових підходів у галузі передбачення врожайності є урахування кліматичних факторів (формула 3.19), зокрема, середньої температури, рівня ґрунтової вологості та кількості опадів, які можуть суттєво надавати впливу на ріст і розвиток рослинних організмів.

Математична модель прогнозування:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 T + \beta_2 M + \beta_3 P \quad (3.19)$$

де Y – прогнозований врожай, $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3$ – коефіцієнти моделі, що визначають вплив кожного фактора, T – середня температура за вегетаційний період ($^{\circ}\text{C}$), M – середній рівень вологості ґрунту за період вегетації (відсотки), P – кількість опадів за період вегетації (мм).

Цю модель можна застосовувати в сільському господарстві, щоби адекватно планувати посівні площі, кількість наданих ресурсів, а також розробляти стратегії зі зменшення ризиків, пов'язаних зі змінами клімату.

Згортова нейронна мережа (CNN) і система підтримки прийняття рішень (DSS) є інструментами, які використовуються на наступному етапі аналізу сільськогосподарських даних, зокрема, гістограм показників вологості, ущільнення ґрунту та рівнів поживних речовин. Ці параметри слугують вхідними даними для CNN, яка автоматично виконує вилучення значущих просторових особливостей із даних, що, у свою чергу, є основою для створення прогнозованої карти врожайності.

CNN має наступну архітектуру, яка складається з кількох типів шарів: згортова нейронна мережа, шари підбору (Pooling layers), повнозв'язні шари (Fully Connected layers).

Згорткова нейронна мережа (CNN) і система підтримки прийняття рішень (DSS) є інструментами, які використовуються на наступному етапі аналізу сільськогосподарських даних, зокрема, гістограм показників вологості, ущільнення ґрунту та рівнів поживних речовин. Ці параметри слугують вхідними даними для CNN, яка автоматично виконує вилучення значущих просторових особливостей із даних, що, у свою чергу, є основою для створення прогнозної карти врожайності.

Згорткові шари виконують операцію виявлення локальних особливостей, які є критичними для інтерпретації структури вхідного зображення. Ці шари використовують фільтри (ядра), які проходять через вхідні дані, виконуючи згортку, що допомагає знижувати кількість параметрів, які потребують навчання.

Шари підбору слугують для зменшення розміру даних, що є результатом діяльності згорткових шарів. Це відбувається завдяки агрегуванню інформації, яке, наприклад, може виконуватись у вигляді операції максимуму, середнього або середньоквадратичного відхилення. Це також має на меті зменшення кількості обчислень, необхідних під час навчання.

Повнозв'язні шари використовуються для виконання остаточного прогнозування, заснованого на отриманих просторових характеристиках (формула 3.20).

Операція згортки математично описується наступною формулою:

$$y[i, j] = \sum_m \sum_n x[i + m, j + n] \cdot w[m, n] \quad (3.20)$$

де $x[i, j]$ – це вхідні дані, $w[m, n]$ – це фільтр (або ядро), що застосовується до вхідних даних.

Під час навчання CNN, використовується метод зворотного поширення помилки у поєднанні із оптимізатором Adam. Мета цього алгоритму — мінімізація середньоквадратичної помилки (формула 3.21) між фактичними та передбаченими врожайми. Формула MSE наступна:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (3.21)$$

де y_i – фактичний врожай, \hat{y}_i – прогнозований врожай, n — кількість позицій.

Враховуючи ці аспекти, CNN є високоточною моделлю, яка враховує просторові та текстурні властивості сільськогосподарських полів. Інтеграція CNN із DSS надає можливість створювати прогнози на основі комплексного аналізу даних, а також підтримувати процес прийняття рішень, пов’язаних із управлінням сільськогосподарським виробництвом.

Системи підтримки прийняття рішень (DSS) представляють собою інструментарій, який застосовується у сільському господарстві для оптимізації різноманітних процесів. Метою їхньої діяльності є підвищення ефективності сільськогосподарських операцій, мінімізація використання ресурсів та підвищення прибутку. Зокрема, DSS виконують різноманітні функції.

Розробка оптимізованих графіків зрошування, які ґрунтуються на даних щодо вологості ґрунту та актуальних прогнозів погоди. Цей підхід робить можливим раціональне використання води, а також допомагає уникнути її надмірного споживання або недостатності, що має позитивний вплив на якість культурних рослин.

Визначення індивідуальних норм внесення добрив на основі даних із дистанційного зондування, які фіксують дефіцити поживних речовин у ґрунті. Такий підхід підтримувати оптимальні умови для росту рослин, підвищує врожайність та знижує ризик забруднення довкілля. Виявлення на ранніх етапах спалахів шкідників або захворювань, що надає можливість сільськогосподарським підприємцям вживати своєчасні профілактичні заходи та ліквідувати проблему, ще до її значного поширення. Це має значний вплив на підвищення стійкості рослинних культур та зниження використання хімічних речовин.

Генерація карт змінних норм внесення (VRA), які є результатом інтенсивного аналізу даних, зібраних із різних джерел. Це дозволяє підбирати оптимальні дози

ресурсів (добриво, пестициди) на кожному конкретному полі або навіть на різних ділянках одного поля, враховуючи їх специфічні потреби.

Під час етапу розрахунку збільшення врожайності на основі показників фітоздоров'я потрібно провести кількісну оцінку приросту врожаю, враховуючи індекси фітоздоров'я, які є наслідком зміни різних абіотичних факторів, таких як індекс нормалізованої різниці рослинності (NDVI), вологість ґрунту, вміст поживних речовин та температура (формула 3.22). Це надає можливість аналізувати, у якій мірі поліпшення цих індикаторів може призвести до зміни продуктивності сільськогосподарських культур.

Математична модель розрахунку зміни врожайності на основі індексів фітоздоров'я має наступний вигляд:

$$\Delta Y = a_0 + a_1 \times \Delta NDVI + a_2 \times \Delta Moisture + a_3 \times \Delta Nutrients + a_4 \times \Delta Temperature + \dots + a_n \times \Delta Feature_n \quad (3.22)$$

де ΔY – це прогнозована зміна у врожайності (збільшення або зменшення врожаю), a_0 – це значення перетину або базова врожайність (без жодних поліпшень), a_1, a_2, \dots, a_n – це коефіцієнти (ваги) для кожного показника здоров'я рослин, що представляють, наскільки сильно кожен показник впливає на врожайність, $\Delta NDVI$ – це зміна індексу нормалізованої різниці рослинності, $\Delta Moisture$ – це зміна рівнів вологи в ґрунті (наприклад, за даними давач і вологості ґрунту), $\Delta Nutrients$ – це зміна рівнів поживних речовин (наприклад, азоту, фосфору, калію), $\Delta Temperature$ – це зміна температури (наприклад, середні або екстремальні температури, що впливають на ріст рослин), $\Delta Feature$ – це інші фактори, що можуть вплинути на врожайність, такі як рН ґрунту, вологість, стресові фактори, специфічні для культури, присутність бур'янів або будь-які додаткові дані з давачів або індексів.

Серед інструментів візуалізації використовуються теплові карти, карти родючості та гістограми, що надають комплексний візуальний опис стану фітобіоти, ґрунтових умов та передбачуваного врожаю. Проаналізовані дані та

відповідні рекомендації представилися у зручних для користування інтерактивних формах, зокрема, картах родючості, теплових картах, а також 3D-моделях сільськогосподарських угідь.

3.3 Проектування програмного забезпечення для моніторингу та управління агротехнічними показниками

Процедура аналізу даних сільськогосподарських угідь передбачає послідовність виконання кількох ключових етапів, спрямованих на отримання детального уявлення про стан полів та підтримку оптимальних агротехнічних рішень (див. рисунок 3.1). Спочатку створюється базова карта, яка інтегрує географічну інформацію, що є основою для фіксації відомостей про місцезположення і розміри об'єкта. Іншим важливим кроком є включення даних дистанційного зондування, які надають інформацію про індекс рослинного покриву (NDVI), рівень ґрунтової вологості, мінеральний склад ґрунту, поширення бур'янів і інші агрономічні параметри. Далі проводиться їхня обробка, зокрема, генерація гістограм, що відображають стан ґрунтів, вологість, зміст поживних речовин, інтенсивність інвазії бур'янів на різних ділянках.

Впровадження згорткових нейронних мереж (CNN) є інноваційним підходом, який використовує отримані гістограми як вхідні дані. Мета — виявлення складних взаємозв'язків між параметрами, необхідних для інформаційної інтеграції та уточнення прогнозів. Результатом є карта врожайності, що відображає прогностичні показники на окремих територіях сільськогосподарських угідь, надаючи можливість фермерам приймати обґрунтовані рішення щодо організації праці, підвищення ефективності.

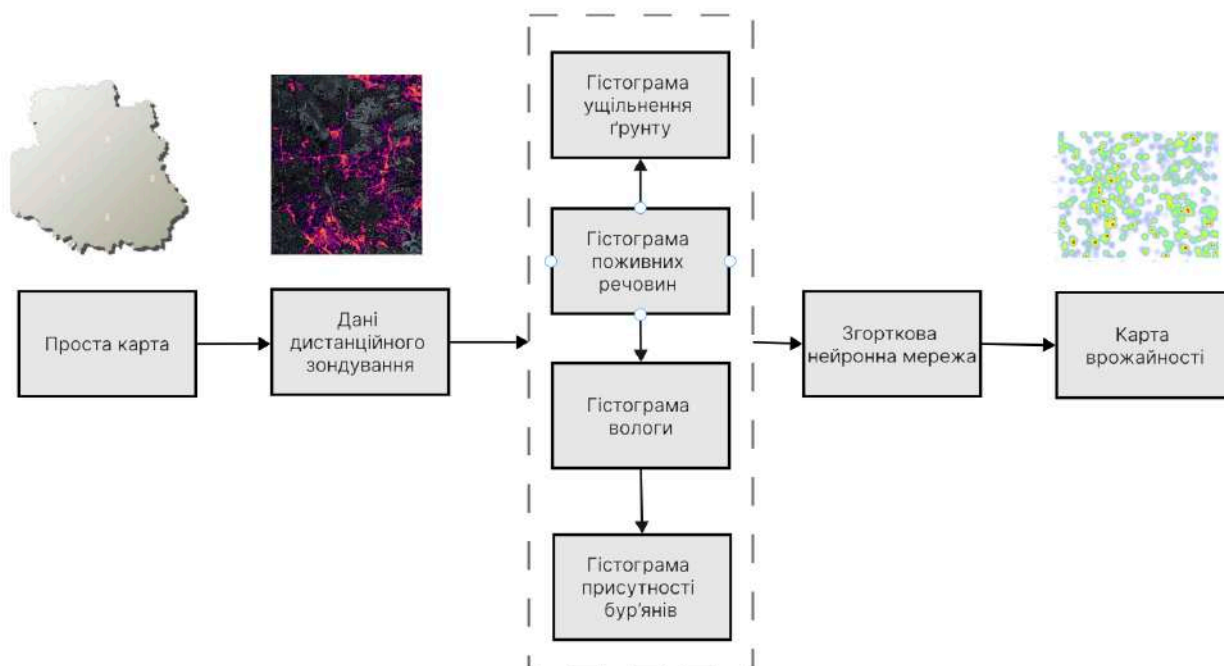


Рисунок 3.1 – Схема процесу аналізу інформації, отриманої від дистанційного зондування і давачів, в аграрній сфері

Інтелектуальна система розпізнавання зображень для контролювання агрономічних параметрів на основі векторної бази даних (рисунок 3.2). Метою цієї системи є автоматизація процесу аналізу зображень. Збір та обробка інформації із використанням різноманітних пристроїв, таких як мобільні камери або дрони. Класифікація об'єктів на основі їх векторних представлень, отриманих від нейронних мереж. Ефективне зберігання, оброблення та аналіз значних обсягів візуальних даних із застосуванням передових інструментів пошуку найближчих сусідів у векторному просторі. Ця частина використовує нейронні мережі та Pinecone Vector Database, що є інноваційною векторною базою даних, яка підтримує обробку зображень з метою оцінки стану агрокультурних полів, автоматичного розпізнавання рослин, виявлення шкідників, бур'янів і інших параметрів, які є критичними для агрономічної діяльності.

Проблеми, які розв'язує система:

1. Моніторинг агроландшафту: Швидке виявлення змін у рослинності, наявності шкідників або бур'янів.

2. Ідентифікація різних сільськогосподарських об'єктів на полі.
3. Підтримка рішень. Використання аналізованих результатів для формування агрономічних рекомендацій.

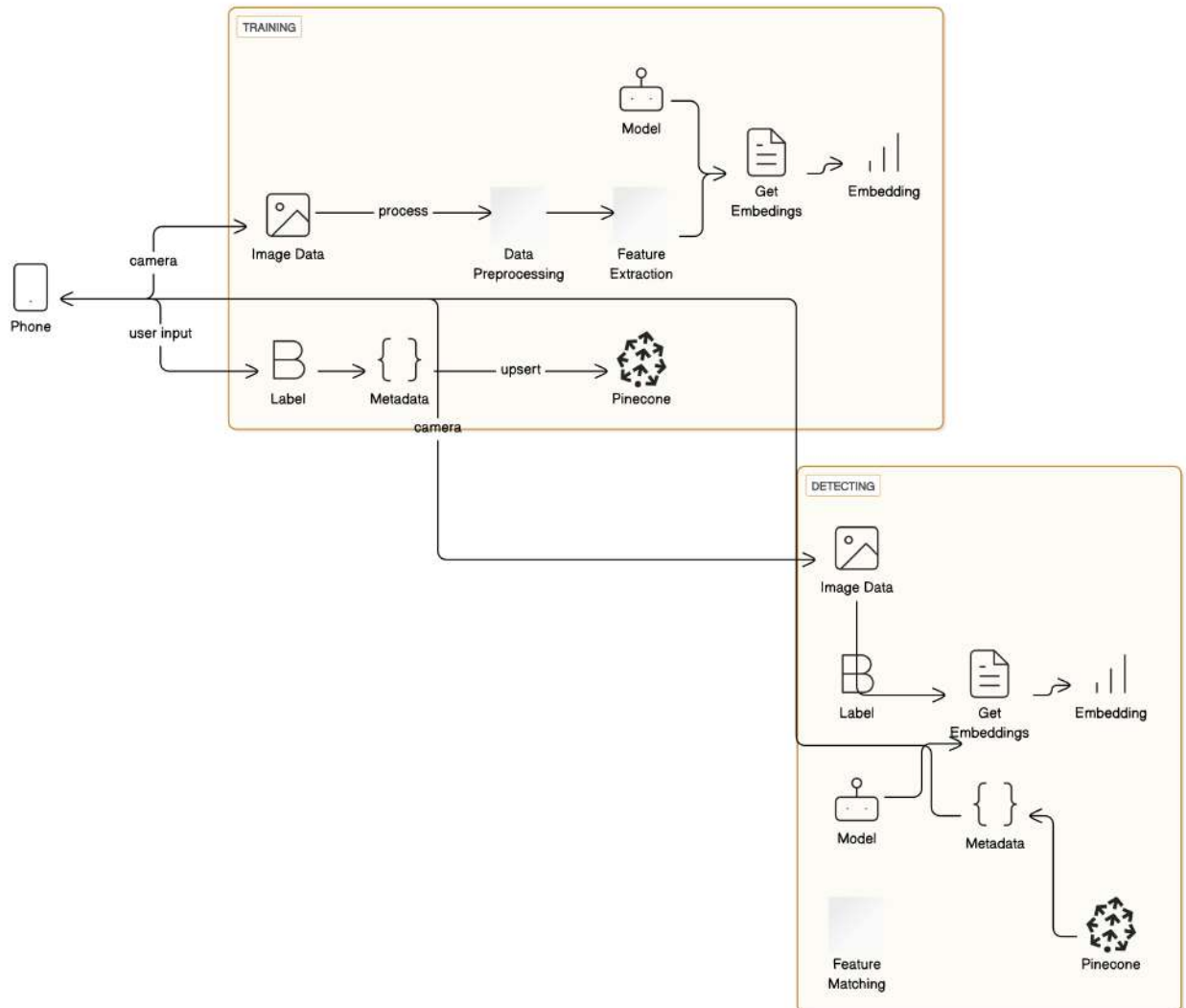


Рисунок 3.2 – Система розпізнавання зображень для моніторингу агрономічних показників із використанням векторної бази даних

Наступна діаграма бази даних "Система моніторингу та управління агрономічними показниками" (рисунок 3.3). Дана діаграма є логічною схемою бази даних. Вона демонструє організацію структур даних, їхні зв'язки, а також набір функцій, що забезпечують збір, оброблення та аналіз інформації, отриманої від IoT-пристроїв і сенсорів, які використовуються у сфері точного землеробства. Модель бази даних забезпечує оптимальний підхід до роботи із значними обсягами

інформації, її структуроване зберігання і надання доступу для користувачів через відповідні інструменти, такі як звіти, повідомлення про події та інші.

Дана модель була створена для того щоб розв'язати декілька завдань. Інтеграція інформації, що надходить із IoT-пристроїв та сенсорів. Модель передбачає зберігання даних, які фіксують параметри ґрунту, рослинності, кліматичних умов тощо, у відповідній таблиці `SensorData`, яка індексується із відповідними пристроями та географічними локаціями.

Моніторинг стану сільськогосподарських показників. Для відстеження стану культур використовуються таблиці `Fields`, `CropTypes` і `Locations`, які дозволяють зв'язувати дані із географічними координатами і площами полів.

Аналіз споживання енергоносіїв. Таблиці `Devices`, `EnergySources`, `EnergyTypes` і `EnergyConsumptions` є основою для зберігання інформації про енергоспоживання кожного пристрою, що, своєю чергою, дозволяє проведення аналізів ефективності використання енергоресурсів.

Виявлення відхилень та створення повідомлень. Модель включає таблицю `Alerts`, яка автоматизує процес створення повідомлень про виявлені аномалії (подібні до несприятливих умов росту культур або надмірного споживання енергії). Такі повідомлення містять інформацію про пріоритетність та час настання інцидентів.

Формування віджетів. Таблиця `Reports` є сховищем ключових даних, що стосуються стану культур, енергоспоживання, інші параметри, і дає можливість створювати складні віджети, які є зручними для користувачів і адміністраторів системи.

Інтеграція із системою GIS. Дані щодо місцеположень (`Locations`) забезпечують візуалізацію інформації на інтерактивних картах, що полегшує її аналіз і прийняття рішень.

Інструменти реалізації. Підтримується використання сучасних реляційних систем управління базами даних (РСУБД), зокрема PostgreSQL та MySQL. Інтеграція із API IoT-пристроїв надає можливість збирати дані в режимі реального часу, а інструменти аналітики можуть бути реалізовані на основі Python,

використовуючи Pandas і NumPy, або інших спеціальних бібліотек, які працюють із великими даними.

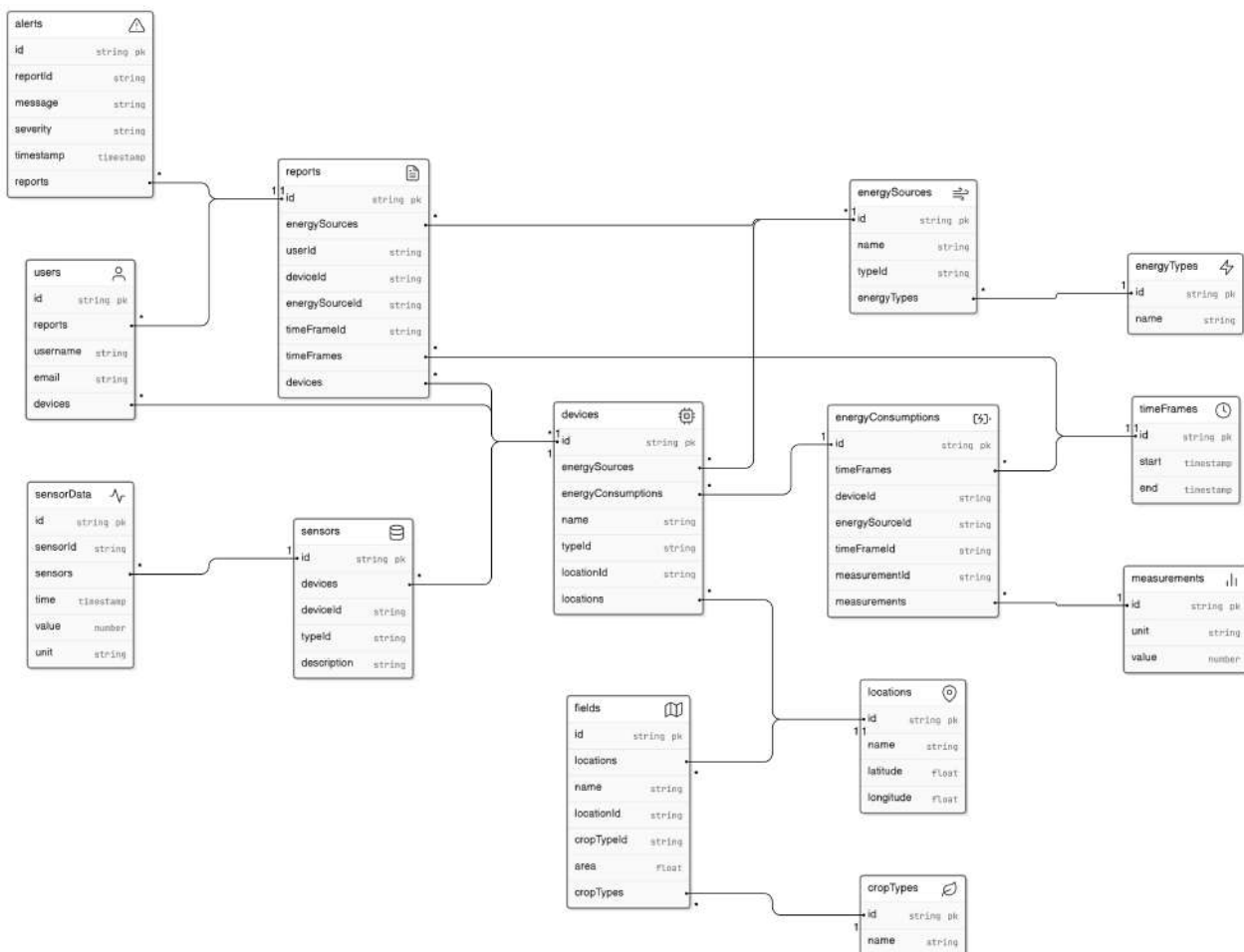


Рисунок 3.3 – Структура бази даних

Діаграма "Базовий Web додаток в Azure" (рисунок 3.4) ілюструє архітектуру інформаційного системи. Цей підхід інтегрує різноманітні компоненти, які працюють на хмарній платформі Microsoft Azure, і, як можна організувати збір, обробку, аналіз та візуалізацію інформації, що надходить із IoT- давачів.

Головним завданням діаграми є відображення основних компонентів системи, їхніх взаємодій та потоків інформації, які є ключовими для її стабільного, масштабованого та надійного функціонування. Метою цієї архітектури є створення інтегрованої платформи, яка б підтримувала збір, оброблення та використання агрономічних даних.

Автоматизація процесу збору інформації включає декілька етапів. Інтеграція IoT- давачів для збірки відомостей стосовно ґрунтів, стану культурних рослин та кліматичних умов. Обробка значних обсягів даних: використання сервісів IoT Hub і Time Series Insights для аналізу даних навіть у режимі реального часу. Аналітичні можливості: інструменти, такі як Azure Monitor, Log Analytics та Power BI, надають можливості аналізу, виявлення трендів, створення аналітичних звітів, інтерактивної візуалізації. Підтримка прийняття рішень: інформація, отримана від сенсорів, допомагає сільськогосподарським фахівцям та виробникам оцінювати стан полів, оптимізувати використання ресурсів та реагувати на критичні ситуації.

Переваги системи:

1. Масштабованість. Можливість легко збільшувати ресурси при збільшенні кількості даних.
2. Безпека. Використання Azure Key Vault забезпечує надійний захист конфіденційної інформації.
3. Інтерактивність. Інструмент Power BI використовується для створення інформативних і зрозумілих звітів.
4. Автоматизація. Зменшення кількості ручної праці завдяки автоматизації збірки даних та моніторингу.

Презентована архітектура надає надійну та гнучку платформу для контролювання агрономічних показників. Її використання є незамінним для ефективного управління інформацією, прийняття обґрунтованих рішень та підвищення ефективності сільськогосподарських процесів.

Наступна діаграма (рисунок 3.5) ілюструє архітектуру системи автоматизованого аналізу даних у рамках точного землеробства, яка побудована на інфраструктурі Amazon Web Services (AWS) і відображає інтегрований підхід до виконання повного циклу операцій.

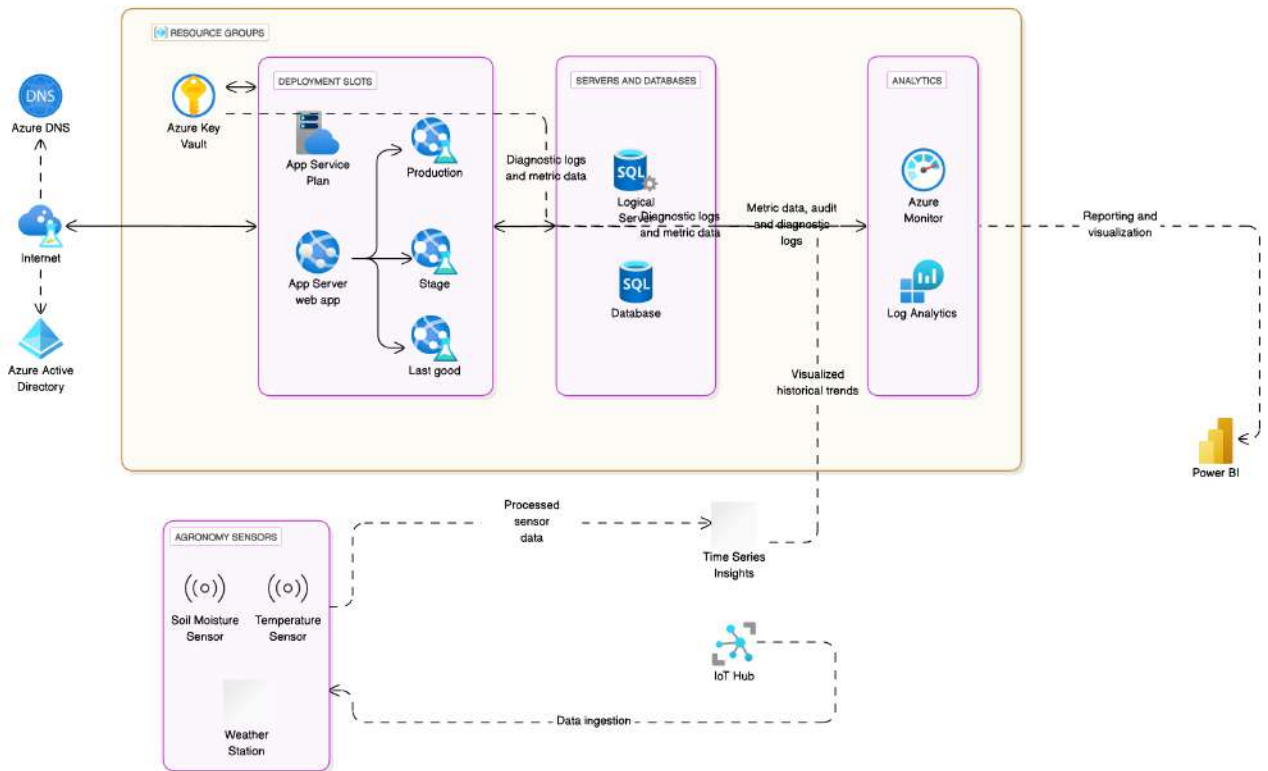


Рисунок 3.4 – Базовий Web додаток в Azure.

Основним призначенням архітектури є підтримка рішень, які стосуються:

1. Моніторингу екологічних умов ґрунту та вегетативного стану рослин.
2. Оптимізації агротехнічних процесів, зокрема посівних операцій.
3. Аналізу продуктивності сільськогосподарських культур та прогнозування врожаїв.
4. Інтеграції даних із різних джерел, як-от сенсори, безпілотні літальні апарати (БЛА), супутникова інформація.

Основні елементи:

1. Джерела інформації (Ingress). Ці дані включають параметричну інформацію від IoT-сенсорів, які контролюють вологість, азотний вміст, температуру та інші показники, а також геоінформаційні дані (GIS), такі як топографічні карти, аерофотознімки, знімки із супутників, а також традиційні бази даних і файлові формати (CSV, JSON).
2. Обробка інформації. AWS Glue виконує ETL-процеси, тоді як Data Normalization надає можливість стандартизувати дані від сенсорів для надійного

їхнього використання в аналітичних цілях. Query Federated забезпечує єдиний інтерфейс доступу до різноманітних джерел інформації.

3. Ядро системи (Core Services). DSS Algorithms відповідають за розробку алгоритмічних моделей, які підтримують прийняття рішень, такі як прогнозування врожаїв та оптимізація стратегій землеробства. Data Products являють собою структуровані набори даних, призначені для швидкого використання в аналітичних цілях.

4. Інтерфейс користувача (Frontend) розроблений на основі React із впровадженням GIS-технологій, він надає можливості візуалізації інформації у формі інтерактивних карт, діаграм і індикаторів на реальному часі.

5. Результати (Egress). Інтерактивні дашборди, такі як Power BI і Tableau, використовуються для відображення інформації, а також підтримується GIS-інтеграція для створення інформативних картографічних звітів.

Дана діаграма була розроблена що вирішити ряд завдань:

1. Автоматизація процесів. Система мінімізує необхідність ручної роботи на етапах збірки, обробки та аналізу інформації.

2. Поліпшення якості даних. Стандартизація інформації, отриманої з різних джерел (сенсори, GIS), забезпечує точність і узгодженість.

3. Інструменти DSS надають сільськогосподарським фахівцям можливість визначати найбільш оптимальні заходи, які мають позитивний вплив на продуктивність і економічні показники.

Представлена архітектура забезпечує високий рівень масштабованості, надійності і гнучкості, що є критично важливими для різного спектра завдань від моніторингу окремих полів до стратегічного планування діяльності на підприємствах агробізнесу.

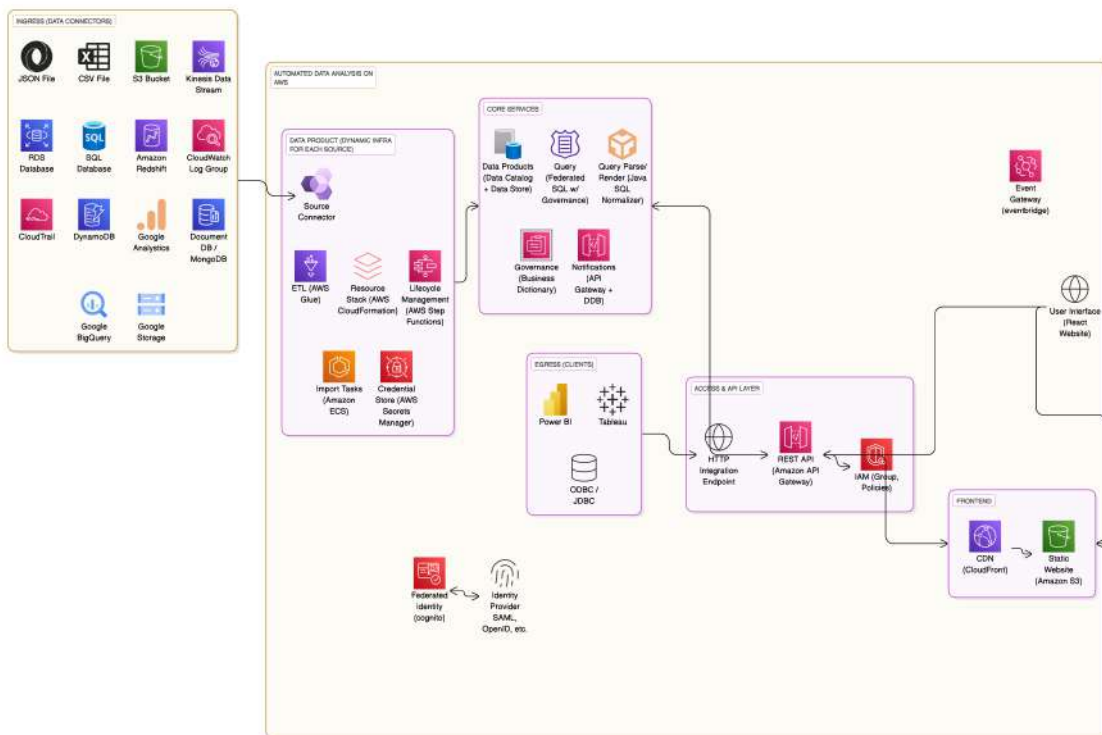


Рисунок 3.5 – Автоматизована аналітика даних на AWS.

Наступна діаграма (рисунок 3.6) представляє архітектуру програмного забезпечення. Основою цієї архітектури є сервіс Azure Kubernetes Service (AKS), який надає можливості оркестрації контейнерних застосунків, інтеграції їх із іншими хмарними службами від Microsoft Azure, а також забезпечує масштабованість та високий рівень доступності.

IoT Hub є основним інтерфейсом, що підтримує збір даних від різних сільськогосподарських сенсорів, які вимірюють такі параметри, як вологість ґрунту, температуру та індекс рослинності. Коли дані надходять, вони передаються на модуль Sensor Data Collector, який відповідає за їхню агрегація та передачу до інших частин системи.

Далі відбувається оброблення інформації через Data Processor, який виконує нормалізацію, фільтрацію та підготовлення даних для їхнього зберігання у SQL Database або відправлення на Data Lake. Data Lake є компонентом, який надає можливість зберігання значних обсягів сирих і оброблених даних, які використовуються для подальшого аналізу.

Decision Support System (DSS) є основою для генерації рекомендацій щодо оптимізації процесів землеробства на основі аналізованих даних. Він надає підтримку при прийнятті рішень, таких як управління зрошенням або прогнозування врожайності.

Azure Kubernetes Service (AKS) відіграє центральну роль у адмініструванні системи, автоматизуючи розгортання, масштабування та оновлення контейнеризованих програмних продуктів. Для забезпечення безпеки використовується Azure Active Directory, який надає рольовий механізм автентифікації та авторизації.

Azure Load Balancer відповідає за розподіл вхідного трафіку між інстанціями додатків, що гарантує їхню надійність. Для моніторингу статусу системи використовуються Azure Monitor, Prometheus та ElasticSearch, які аналізують метричні дані продуктивності та журнали подій. Структуровані дані зберігаються у SQL Database, а Azure Cosmos DB надає підтримку роботи із неструктурованими даними, що використовуються для розширеного аналізу.

Основним завданням діаграми є надання зрозумілого уявлення про взаємодію між різними компонентами, які підтримують роботу, розгортання, масштабування та управління контейнеризованими програмами, які використовуються у сільському господарстві.

Система розв'язує кілька важливих завдань, що стосуються точного землеробства. По-перше, вона автоматизує процес збору даних із IoT-сенсорів, які відстежують різні параметри середовища на сільськогосподарських угіддях. По-друге, вона надає рішення для підтримки агрономічного управління на основі наданих рекомендацій. По-третє, система гарантує високий рівень доступності та масштабованість завдяки використанню технології контейнеризації та автоматизованих процесів розгортання через AKS.

Кажучи про архітектуру, вона поєднує інструменти, такі як IoT Hub, Sensor Data Collector, Data Processor, SQL Database, Cosmos DB, які є критичними для виконання завдань, що пов'язані із обробленням інформації. Серед іншого, використання AKS є основою її надійності, а інструменти моніторингу, такі як

Azure Monitor, Prometheus, і ElasticSearch, забезпечують перевірку статусу системи та її стабільну роботу.

Зважаючи на інтеграцію різних компонентів, система демонструє свої можливості щодо ефективного надання інформації та рекомендацій для управління сільськогосподарською діяльністю. Це підтримується її здатністю виконувати моніторинг стану сільськогосподарських територій у реальному часі. Іншим важливим аспектом є інтеграція із сервісами безпеки, такими як Azure Key Vault та Azure Active Directory, які надають інструменти захисту даних та контроль доступу до системи.

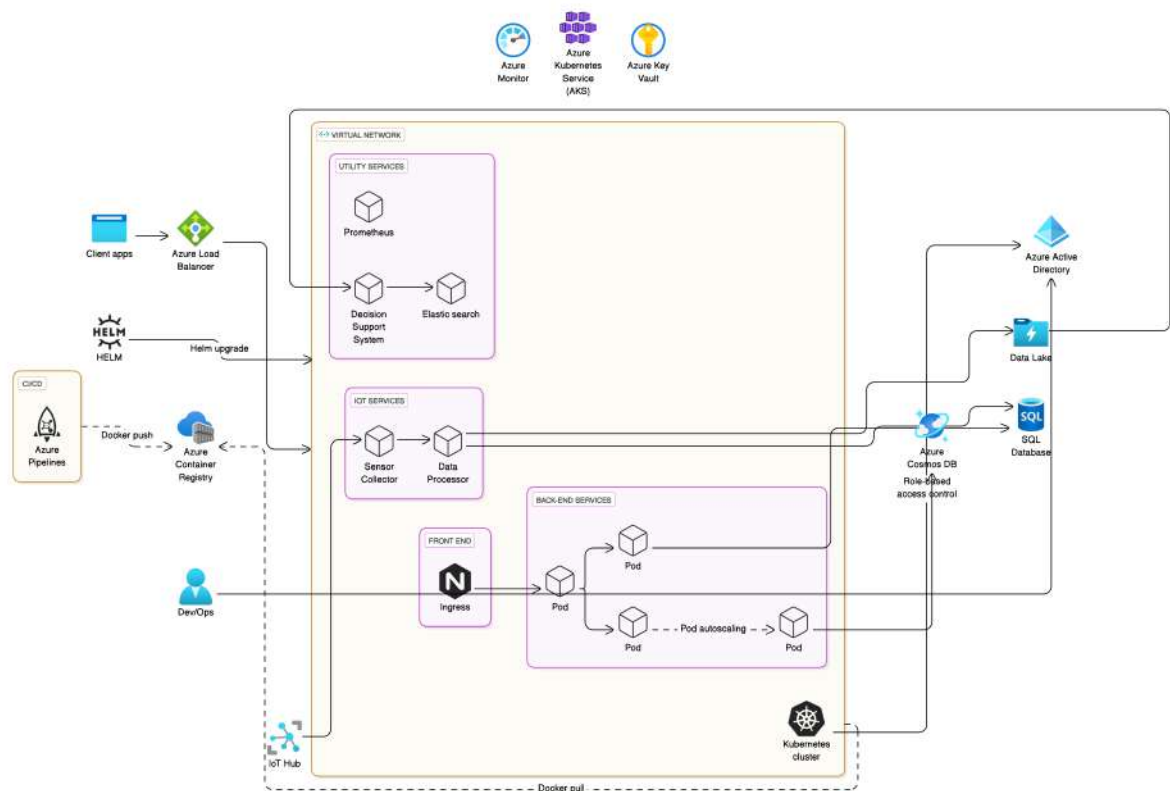


Рисунок 3.6 – Архітектура програмного забезпечення на AKS.

3.4 Висновки

Було запропоновано алгоритми, що поєднують дані про стан ґрунту, вологість, температуру та інші фізіологічні властивості, дають можливість надійніше оцінювати врожаї і раціональніше використовувати ресурси, як

мінеральні добрива та воду. Впровадження моделі рішень на основі цієї інформації дозволяє агрономам передбачати продуктивність ґрунту на різних етапах росту рослин.

Однак, головним викликом є точність даних, які надають сенсори. Сучасні технології можуть забезпечити високий рівень якості, але ризик помилок або спотворення залишається. Для зменшення цього ризику було запропоновано застосування складніших фільтраційних і методів обробки даних. Це поліпшуватиме точність оцінки стану сільськогосподарських культур і ґрунтів.

Для розвитку систем підтримки прийняття рішень у точному землеробстві слід визначити кілька ключових напрямів:

1. Приєднання машинного навчання для аналізу великих обсягів даних, інтеграція різних інформаційних джерел (API) від супутникових знімків, метеостанцій, інших систем, що створить можливості розроблення більш складних і точних прогностичних моделей.

2. Розробка автоматичних систем управління поливом, внесенням добрив і захистом рослин на основі сенсорної інформації та прогностичних моделей, використовуючи інтелектуальні алгоритми.

Для реалізації передбаченого підходу необхідно розробити і впровадити наступний набір основних методів та функцій:

1. Методи збірки, фільтрації та первинної обробки інформації від датчиків.
2. Прогностичні моделі на основі машинного навчання, які допоможуть оцінити врожайність культур та ґрунтів.

3. Інтеграцію даних від різних джерел, як-от супутниковий моніторинг, сенсорні мережі, метеостанції, що підвищить надійність і детальність прогнозів.

4. Статистичні та математичні методи, які визначатимуть вплив ґрунтових параметрів на врожайність, важливі для оптимізації агротехнічних процесів.

5. Автоматизовану систему, яка коригуватиме агрономічні заходи на підставі отриманих прогностичних відомостей.

6. Інтерактивний інтерфейс, який візуалізуватиме інформацію про ґрунти та прогностичні результати, полегшуючи їхній аналіз.

7. Системний моніторинг точності прогностичних результатів із подальшою адаптацією моделей на основі отримуваних циклів даних.

4 РЕАЛІЗАЦІЯ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ДЛЯ ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧІ

4.1 Програмна реалізація інформаційної системи з підтримкою IoT

Для створення інформаційної системи, яка має на меті підтримувати інфраструктуру Інтернету речей (IoT), було відібрано сучасний набір технологій та інструментарію, які відповідають суворим вимогам надійності, масштабованості та продуктивності. Процес реалізації передбачав розроблення архітектури, створення програмних компонентів та інтеграцію із спеціалізованими апаратними засобами, що входять до складу IoT.

У процесі проектування інформаційної системи, яка інтегрує технології Інтернету речей (IoT), було прийнято рішення імплементувати три різних типи баз даних: PostgreSQL, InfluxDB та Pinecone Vector Database. Такий підхід оптимізує виконання завдань системи, розподіляючи навантаження між ними відповідно до їхніх спеціалізованих функцій.

PostgreSQL, відома як розширювана відкрита система керування реляційними базами даних, була обрана як основна складова через її здатність ефективного зберігання метаданих, конфігурацій IoT-пристроїв, а також інформацію щодо їхнього взаємозв'язку. Високий рівень підтримки складних SQL-запитів і використання типу даних JSONB надають можливість зберігання та маніпулювання напівструктурованими даними. Доповнення TimescaleDB підвищує її придатність для роботи з часовими рядами, що є критичним для IoT-систем.

InfluxDB, спеціалізована база даних для зберігання і оброблення часових рядів, була інтегрована для оптимізації зберігання великих обсягів телеметричних даних, які надсилаються зі сенсорів. Її архітектура дозволяє здійснювати операції навантаження, індексації та аналітики із високою продуктивністю, надаючи миттєвий доступ до інформації. Вбудовані можливості, такі як агрегація (визначення середнього або максимального значення), забезпечують інструменти для проведення первинного аналізу без необхідності додаткових розрахунків на

стороні сервера. Інтеграція InfluxDB з інструментами візуалізації, такими як Grafana, спрощує створення інтерактивних графіків і звітів на основі отриманих даних.

Pinecone Vector Database, призначена для зберігання і аналізу векторних представлень інформації, відіграє важливу роль у рішенні завдань, пов'язаних із машинним навчанням. Це включає виявлення аномалій та ідентифікацію схожих шаблонів у даних, які надходять із сенсорів. Pinecone забезпечує високий рівень продуктивності при виконанні операцій Nearest Neighbor Search (NNS) у високих розмірностях, що є критичним для виявлення схожості або відхилень у поведінці сенсорів.

Архітектура системи передбачає інтерактивну роботу між цими базами даних. Дані від сенсорів, які надходять через MQTT-брокер, спочатку зберігаються у PostgreSQL для подальшого використання метаданих. Телеметричні дані записуються у InfluxDB із метою ефективного обробки часових рядів, а ті, які підлягають подальшому аналізу або використанню у машинному навчанні, перетворюються на векторні представлення та зберігаються у Pinecone.

Основними перевагами такої стратегії є:

1. Масштабованість. Кожна база даних може бути масштабована незалежно, пристосовуючись до обсягів даних або навантаження, які на неї покладено.
2. Ефективність. Спеціалізований підхід до обробки інформації забезпечує високі показники продуктивності та швидкості роботи.
3. Реалізація аналітики в реальному часі. Завдяки InfluxDB та Pinecone, система може оперативно відслідковувати зміни та проводити аналіз значних обсягів інформації.
4. Гнучкість. PostgreSQL надає можливості для підтримки складних аналітичних запитів, організації та структурування даних.

Для розробки серверної компоненти системи було відібрано набір технологій, який відповідає сучасним вимогам високої продуктивності,

масштабованості та надійності. Нижче наведені ключові технології, що використовуються для імплементації цієї частини.

Було обрано такі мови програмування: Node.js, Python, Go.

Node.js було обрано з урахуванням його асинхронної архітектури, яка є ідеальним підходом для створення високопродуктивних API, здатних оптимально обробляти значний трафік запитів, зокрема, у реальному часі. Python був відібраний у контексті використання його потужних інструментів машинного навчання та обробки даних. Для реалізації backend-сервісів на Python рекомендуються Django або FastAPI. Django є відомим фреймворком, який полегшує розробку складних систем із інтеграцією різноманітних баз даних, надаючи гнучке управління інтерфейсами. FastAPI, з іншого боку, є відкритим інструментом, який забезпечує високі показники продуктивності при створенні API.

Go відзначається своїми перевагами при створенні масштабованих мікросервісів завдяки простій структурі, швидкому виконанню та підтримці паралелізму.

Для мов програмування було обрано такі фреймворки: NestJS, FastAPI (Python)

NestJS, як фреймворк на базі Node.js, що працює із TypeScript, є оптимальним для створення мікросервісів, які мають масштабовану та підтримувану архітектуру. Він надає модульність та чітку організацію проекту, що є перевагою під час подальшого розвитку.

FastAPI (Python) є іншим цінним інструментом, який дозволяє швидко розробляти високопродуктивні API із вбудованою підтримкою автоматичної документації.

Було обрано такі протоколи та API: REST, GraphQL, gRPC.

REST API є головним інструментом взаємодії між сервісами, який пропонує просту і універсальну модель обміну інформацією.

GraphQL надає можливість адаптивного отримання даних, що дозволяє клієнтам формувати запити на отримання тільки необхідних їм даних, знижуючи навантаження на сервер і зменшуючи кількість переданих даних.

gRPC використовується при високих вимогах до продуктивності при обміні даними між мікросервісами.

Брокери повідомлень були обрані RabbitMQ і Apache Kafka. Вони є основними інструментами, які підтримують асинхронну обробку повідомлень, що є ключовим при роботі з великими обсягами даних.

Docker є рішенням, яке надає можливість контейнеризації сервісів, що полегшує їх розгортання та управління на різних платформах.

Kubernetes є системою, що використовується для оркестрування мікросервісів, яка автоматизує процеси масштабування, розподілу навантаження та управління ресурсами, що є критичним під час роботи під високими навантаженнями.

OAuth2 і JWT є інструментами, що забезпечують надійну аутентифікацію та авторизацію, які необхідні для підтримання сесій користувачів і захисту їхніх даних.

HTTPS використовується як засіб шифрування з'єднань між клієнтами та сервером, що гарантує конфіденційність інформації.

Для CI/CD було обрано: GitLab CI і Jenkins, Docker Compose.

GitLab CI і Jenkins є інструментами, які автоматизують процеси розгортання програмного забезпечення та тестування, що є необхідним для забезпечення безперервної інтеграції та доставки.

Docker Compose використовується для локального виконання контейнеризованих додатків, що є корисним під час розробки та тестування.

Для моніторингу і логування: Prometheus, Grafana, ELK Stack.

Prometheus є інструментом, який використовується для відстеження стану мікросервісів та збору метрик, що допомагає контролювати роботу системи в режимі реального часу.

Grafana надає можливості візуалізації даних та моніторингу, які є важливими для відстеження ефективності роботи серверної частини.

ELK Stack (Elasticsearch, Logstash, Kibana) є набором інструментів, призначених для збірки, аналізу та візуалізації логів, що сприяє ідентифікації проблем і оптимізації роботи сервісів.

Redis є системою, яка підтримує кешування даних і зберігання тимчасових результатів, що допомагає зменшувати навантаження на основну базу даних.

Nginx використовується як балансер навантаження, який оптимізує процес обробки запитів і підтримує високий рівень доступності сервісів.

Оптимізація використання цих технологій та інструментів є гарантією ефективної роботи і розширення можливостей серверної частини системи.

Реалізація frontend- та backend-компонентів програного забезпечення передбачає створення інтерактивної платформи, яка надаватиме можливість користувачам ефективного взаємодіяти із системою контролю та управління інформацією від пристроїв Інтернету речей (IoT), а також виконувати належну обробку і зберігання значних об'ємів даних. Для досягнення цієї мети необхідно розробити та впровадити кілька основних модулів, що забезпечать інтеграцію, візуалізацію, оброблення інформації, а також надійність роботи системи.

Frontend-частина цієї програми зосереджується на створенні інтуїтивного і зручного інтерфейсу, який використовує сучасні інструменти, такі як React.js, Shadcn-UI, Tailwind CSS, Chart.js, Google Maps API. Серед інших важливих елементів є модуль аутентифікації, який підтримує можливості авторизації, реєстрації та відновлення доступу шляхом використання JWT-токенів, а також інтеграцію із OAuth 2.0, що дозволяє застосовувати сторонні послуги для автентифікації.

Значну увагу було приділено розробці модуля реального часу, який надає можливість отримувати та відображати інформацію від сенсорів. Взаємодія із системою відбувається через вебсокети, використовуючи Socket.IO, що гарантує швидке оновлення діаграм і таблиць. Chart.js використовується для будівництва інтерактивних діаграм, тоді як інтерактивні карти реалізовані на основі Google

Maps API або Google Earth API, які дозволяють візуалізувати географічні дані та розташування сенсорів.

Для організації управлінських процесів і аналізу інформації було розроблено модулі, які відображають результати обчислень на дашбордах. Такі інструменти надають користувачам можливість створення та керування завданнями на основі рекомендацій системи підтримки прийняття рішень. Не меншою мірою важливою є реалізація PWA (Progressive Web App), що забезпечує автономну роботу програми, використовуючи Service Workers для кешування необхідних даних.

Backend-компонент системи відповідає за збір, оброблення, зберігання і інтеграцію даних із сенсорів, їх аналіз і взаємодію із користувачами. Основою цієї частини є мікросервісна архітектура, яка надає необхідну масштабованість та гнучкість. Інформація збирається за допомогою протоколів MQTT або HTTP, після чого відбувається попередня обробка, фільтрація та нормалізація. Для зберігання різних типів даних використовуються відповідні бази: PostgreSQL для структурованих, InfluxDB для часових рядів, а Pinecone Vector Database для збереження векторних даних, що використовуються у машинному навчанні та пошуку.

Наступний модуль аналітики, який виконує прогнозування та генерацію порад. Інтеграція із системою підтримки прийняття рішень (DSS) відбувається через API-інтерфейси, що забезпечують взаємодію між різними мікросервісами. Примітною рисою цієї системи є наявність модулів геолокаційної обробки, які аналізують просторові дані, а також асинхронної обробки, що працюють із великими даними, використовуючи RabbitMQ або Kafka. Інфраструктура включає також API Gateway, який надає централізований доступ до мікросервісів.

Для контролю, відслідковування та аналізу системної діяльності використовується ELK Stack, який інтегровано із Prometheus. Централізоване управління конфігураціями гарантується завдяки використанню систем, таких як Consul або ETCD.

4.2 Результати експериментів та їх аналіз

Графік (рисунок 4.1) являє собою діаграму розсіювання, яка ілюструє відповідність між одиницями вимірювання врожайності. Кожна точка на цьому графіку відповідає окремій парі значень: по горизонтальній осі розміщені прогнозовані показники, отримані на підставі розробленої моделі, а по вертикальній осі — фактичні дані, які були фіксовані на основі польових досліджень. Графік також містить лінію тренду, яка відображає середній рівень взаємозв'язку між передбаченими та реальними результатами. Точки, які перебувають у близькій відстані до лінії тренду, свідчать про високий ступінь точності прогнозів, а відхилення між прогнозованими та фактичними показниками є мінімальними.

Точки, які знаходяться на відстані від лінії тренду, вказують на зниження точності прогнозів. Основними причинами цього можуть бути чинники, які не були враховані під час моделювання, такі як кліматичні умови, напади шкідників, хвороби рослин або інші імпровізовані обставини.

Нахил лінії тренду інформує про загальну залежність між передбаченими та реальними значеннями.

Відповідний графік підтверджує ефективність розробленого підходу до прогнозування врожайності. Термографічна карта (рисунок 4.2) індексу NDVI є суттєвим інструментом для оцінки стану рослинного покриву на сільськогосподарських територіях. Кожен піксель на такій карті відповідає певній ділянці поля, а його колірна гама відображає інтенсивність NDVI. Індекс NDVI є результатом відношення відбитого інфрачервоного світла до відбитого світла червоного кольору.

Діаграма використовує спектр відтінків, де темний зелений колір показує високі значення NDVI, що відповідають інтенсивному фотосинтезу та, відповідно, здоровим рослинам. З іншого боку, світліший відтінок свідчить про низькі значення NDVI, що можуть бути пов'язані зі стресом рослин через недостатній полив, посуху, хвороби, або інші природні чи антропогенні чинники.

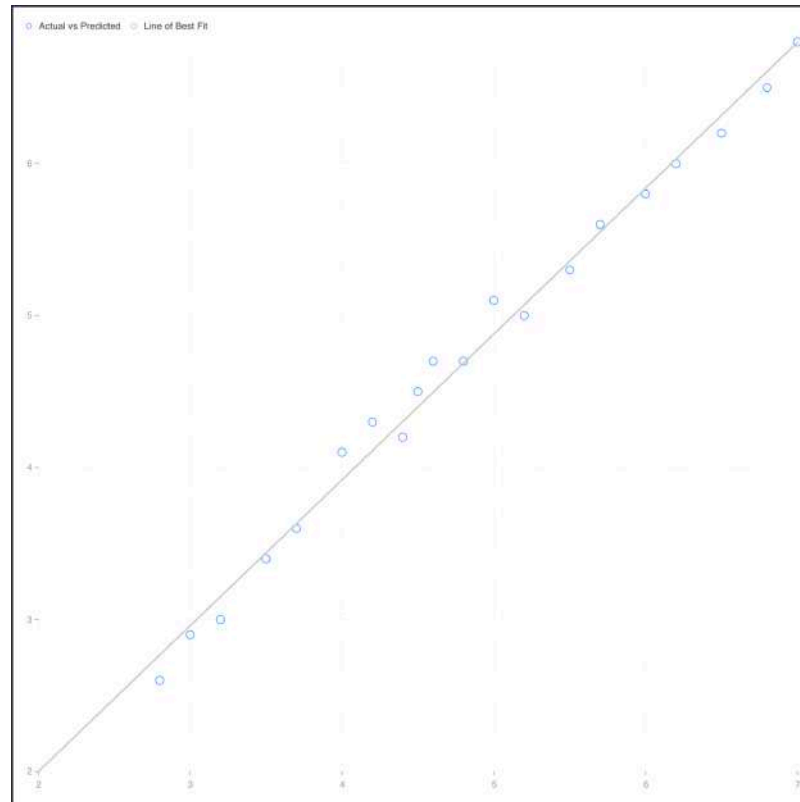


Рисунок 4.1 – Прогноз врожайності vs Фактична врожайність.

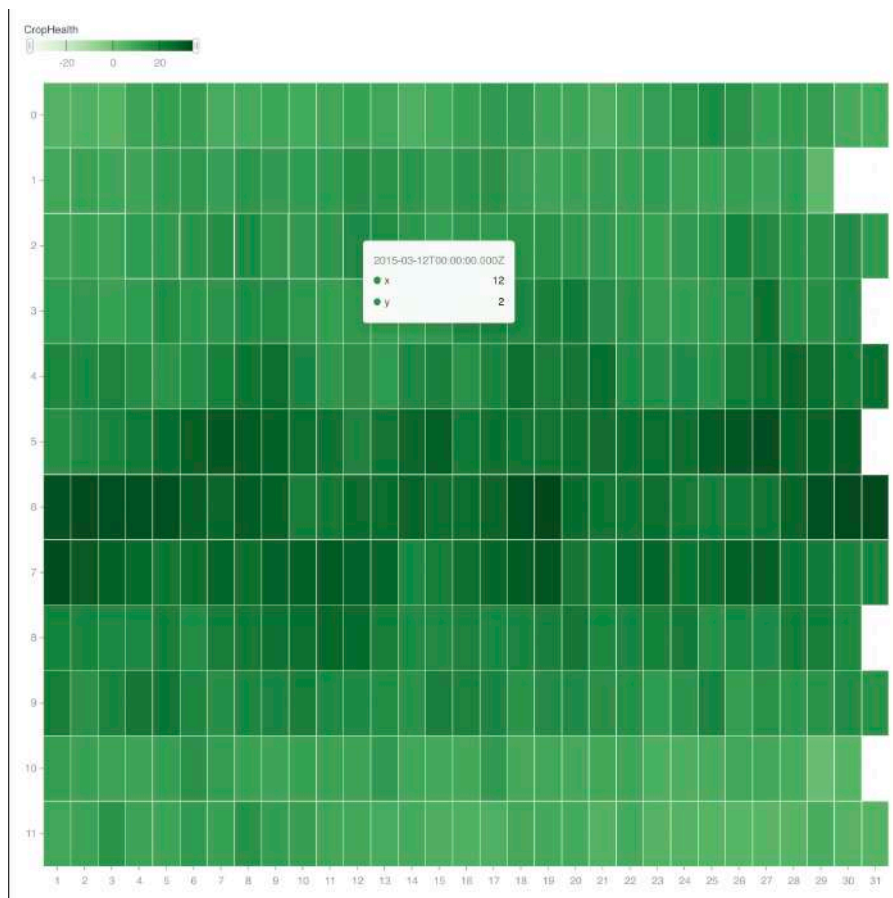


Рисунок 4.2 – Теплова карта здоров'я рослин

Графік зміни ефективності використання води (рисунок 4.3). Представлений графік дає змогу систематизувати інформацію щодо зміни ефективності використання води у сільському господарстві. Структура цього діаграми є стовпцевою, кожний із стовпців на ній відповідає певному року, а її висота – відповідному рівню WUE, який відображає відношення між кількістю використаної води та обсягом отриманого урожаю. Висота стовпців із року в рік має тенденцію до збільшення, то це є свідченням підвищення WUE. Такий позитивний результат можна пов'язати із впровадженням інноваційних методів зрошування. Графік WUE є інструментом, Результати, отримані на основі цього графіку, є основою для розроблення стратегічних підходів, які сприятимуть підвищенню рівня WUE, враховуючи можливості використання сільськогосподарських практик.

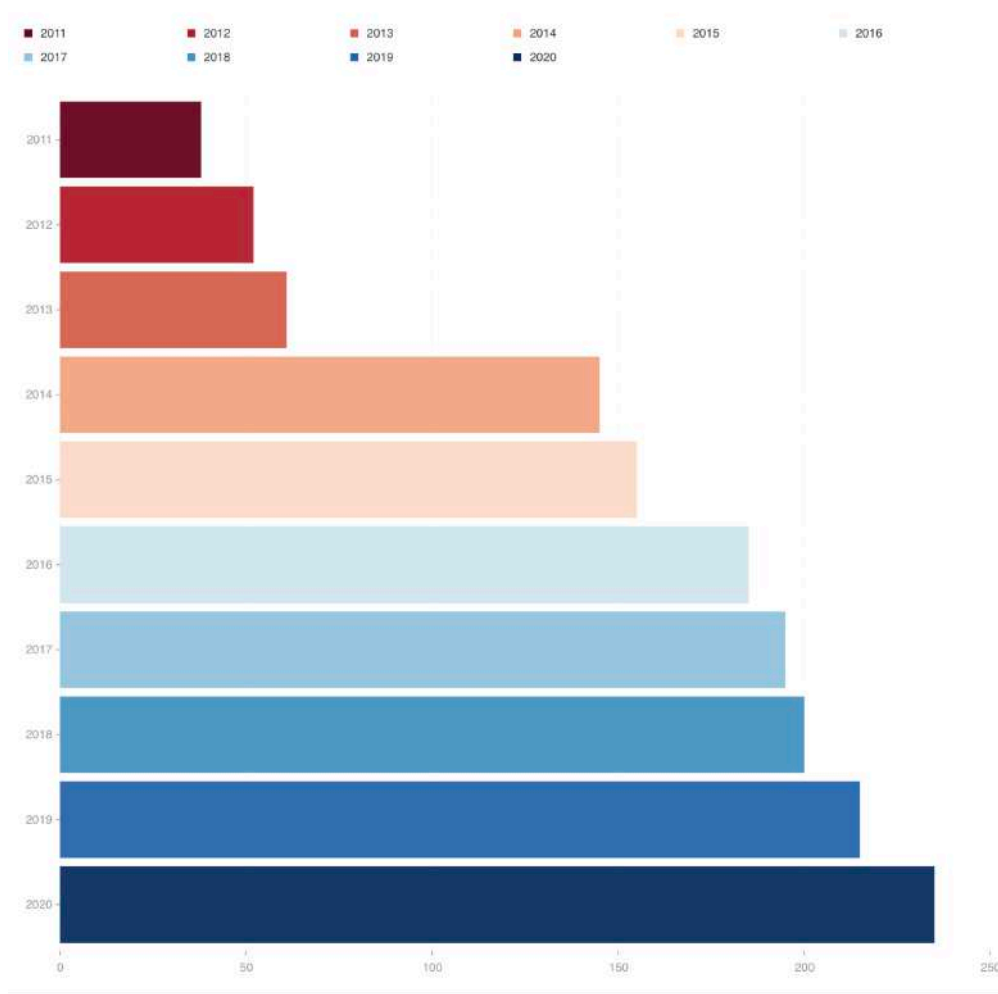


Рисунок 4.3 – Ефективність використання води

Карта MSAVI (рисунок 4.4) є інструментом візуалізації стану рослинності на певній території, який ґрунтується на використанні кольорової гами, що відповідає індексу MSAVI. Цей індекс відображає інтенсивність фотосинтетичної активності рослинного покриву, що є важливою змінною в агрономії, екології та моніторингу навколишнього середовища. На територіях з високими індексами (інтенсивним зеленим забарвленням) спостерігається наявність здорової, густої рослинності, що свідчить про її благополучний стан. З іншого боку, низькі індекси (відтінки від червоного до коричневого) показують наявність стресу або ушкоджень рослин, які можуть бути пов'язані зі зменшенням кількості вологи, дефіцитом поживних речовин, інфекційними процесами або іншими чинниками.

MSAVI-карта надає можливість проведення інформативної оцінки загального стану рослинного покриву, виділення зон із різним рівнем стресу та відхилень, а також диференціації сільськогосподарських культур на різних етапах їхнього розвитку. Вагомим аспектом використання цієї карти є урахування впливу рельєфних особливостей, що підвищує якість інтерпретації отриманих даних у природному контексті.

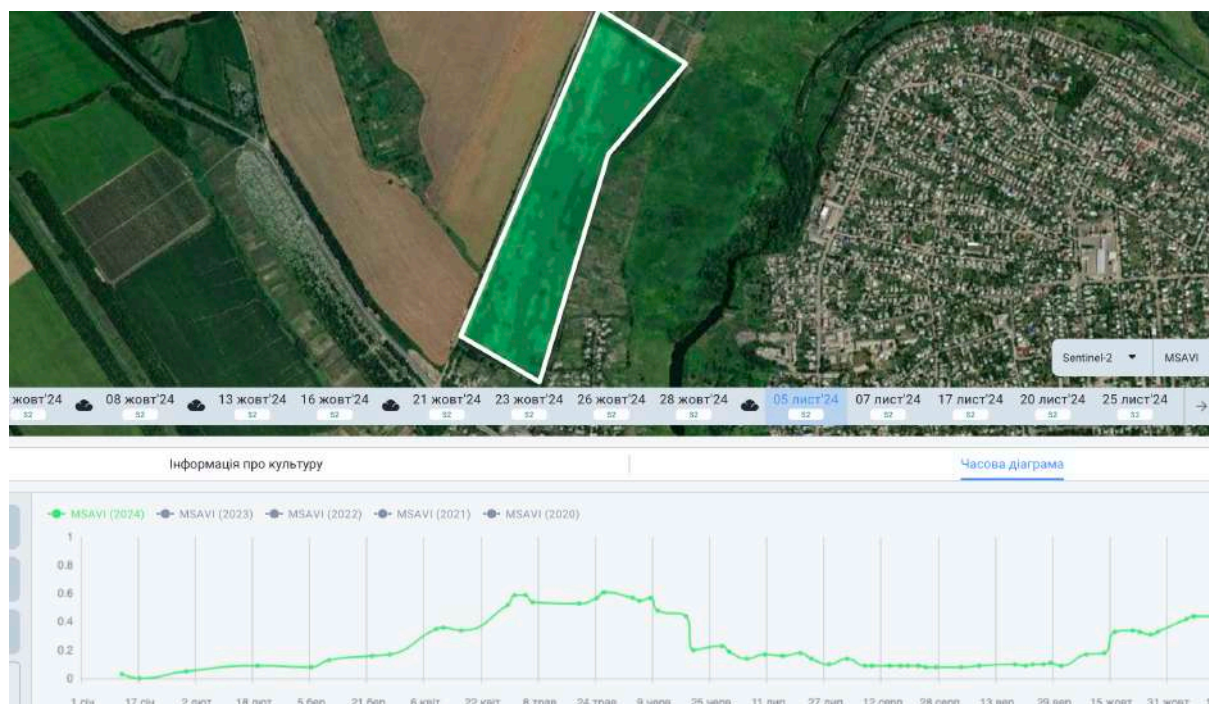


Рисунок 4.4 – Мапа MSAVI

Карта NDRE (рисунок 4.5) надає візуалізацію індексу, який є індикатором розподілу рослинності на території. Кольорове відображення цього індексу, де високі показники (звичайно, зелений колір) свідчать про наявність здорової і щільної рослинності, а низькі значення (червоний або коричневий відтінок) — про її стрес, який може бути пов'язаний із водним режимом, нестачею поживних речовин або нападом шкідників.

NDRE-індекс є більш чутливим до змін стану рослинного покриву, особливо густої рослинності, ніж традиційний NDVI. Це робить його цінним для раннього виявлення проблем, які можуть проявлятися навіть перед появою помітних змін, які можна побачити неозброєним оком. Він також використовується в аграрній сфері для оцінки біомаси рослин і супроводження їхнього розвитку під час вегетаційного періоду.

Окрім того, карти NDRE можуть ідентифікувати зони рослинного стресу, розрізняти різні культури або сорти, а також допомагають зрозуміти вплив рельєфних особливостей на стан рослинності.



Рисунок 4.5 – Мапа NDRE

Карта NDVI (рисунок 4.6) є інструментом візуалізації індексу NDVI на територіях, де різні відтінки зеленого відповідають рівню інтенсивності рослинного покриття. Індекс NDVI є результатом віднімання відносини відбитого інфрачервоного і видимого світла від рослинності, і його нормалізація дозволяє зіставляти дані, отримані під час різних умов освітлення.

Високі індекси NDVI, які на карті зазвичай відображаються зеленим кольором, свідчать про наявність здорового, щільного і продуктивного рослинного покриття. Низькі індекси, які можуть бути представлені червоним або коричневим, вказують на проблеми, такі як стрес, дефіцит вологи, нестача поживних речовин, інфекційні захворювання чи нападів шкідників.

Для агрономів і лісових фахівців, карти NDVI є цінним інструментом моніторингу, який дозволяє оперативно оцінювати стан рослинності на значних площах, виявляти зони, які піддаються впливу посухи, а також прогнозувати можливі врожаї сільськогосподарських культур. Відмінності у змінах NDVI слугують індикаторами наявності хвороб або іншого стресу, що дає можливість прийняти відповідні заходи на ранній стадії.



Рисунок 4.6 – Мапа NDVI

Карта RECI (Red Edge Chlorophyll Index) є інструментальним підходом до візуалізації розподілу індексу RECI, який є індикатором станом рослинності на конкретних територіях. Високі індекси RECI, які як правило, позначаються інтенсивним зеленим відтінком, свідчать про наявність на даній ділянці здорових, щільних і продуктивних рослинних угруповань. З іншого боку, низькі індекси, які відображаються у червоних або коричневих тонах, можуть бути індикаторами наявності проблем зі здоров'ям рослинності, зокрема, стресом, захворюваннями, навалами шкідників, водним або поживним дефіцитом.

Під час інтерпретації такої картини можна відмітити ділянки, на яких спостерігаються проблеми із рослинністю. Низькі індекси RECI можуть свідчити про дефіцит вологи, ураження рослин шкідниками або інфекційними агентами, а також про наявність проблем із мінеральним живленням. Важливо також враховувати, що ділянки, які перебувають у тіні, можуть мати зменшені значення RECI через обмеження світлової інсоляції, яка є одним із основних чинників фотосинтезу.

Методика є інноваційним підходом до оцінки та аналізу стану рослинного покриву, який враховує досягнення в галузі дистанційного зондування Землі.



Рисунок 4.7 – Мапа RECI

Карта Індексу NDMI (рисунок 4.8) є інструментом візуалізації рівня вологості у рослинності та ґрунті на певній території. Індекс NDMI являє собою відношення різниці відрізання інфрачервоного і близько інфрачервоного спектрів до їх суми, нормоване на діапазон від нуля до одного. Вищі значення індексу (синій відтінок) свідчать про більшу вологість рослинності і ґрунту, що може бути пов'язаним із сприятливими умовами росту рослин. Знижені значення NDMI (відтінок від світло-зеленого до коричнево-червоного) вказують на низький рівень вологості, який, у свою чергу, може свідчити про наявність водного дефіциту або посухи.

Карта NDMI є невід'ємним інструментом для цілісної оцінки водного режиму рослинності і ґрунтів. Її використання дозволяє приймати обґрунтовані рішення у різних галузях, таких як сільське господарство, лісове господарство, а також природокористування, допомагаючи раціональніше використовувати водні ресурси, ідентифікувати регіони зі зниженим рівнем вологості, а також підвищувати стійкість екосистем до впливу посухи.



Рисунок 4.8 – Мапа NDMI

Графіки кількості опадів (рисунок 4.9) ілюструють зміни кількості опадів за певний хронологічний інтервал, надаючи можливість відстежувати їхню динаміку.

Верхній графік відображає агреговані дані щодо загальної кількості опадів, які демонструють ясну тенденцію до збільшення з плином часу, що, ймовірно, є наслідком сезонних коливань або конкретних погодних явищ. Періодичні падіння на графіку можуть бути інтерпретовані як інтервали зменшення інтенсивності опадів.

Нижній графік надає більш детальну інформацію про добову змінюваність кількості опадів, що є цінним інструментом для аналізу. Висота стовпців на цьому графіці є індикатором кількості опадів, які випадають протягом доби, що, у свою чергу, дозволяє визначати інтенсивність дощів. Тривалі періоди інтенсивних опадів відзначаються довгими послідовностями високих стовпців, тоді як короткі інтенсивні дощі – короткими.

Для більш глибокого розуміння цього явища необхідно проводити інтегроване дослідження, яке враховуватиме інші метеорологічні параметри, такі як температура та вологість. Такий підхід допоможе виявити аномальні зміни та довгострокові тенденції, які можуть бути пов'язані із глобальними змінами клімату. Порівняльний аналіз із історичними даними є також невід'ємним компонентом, щоб встановити регулярності та відхилення від них.



Рисунок 4.9 – Графік кількості опадів

Прогноз погоди (рисунок 4.10), є результатом детального аналізу метеорологічних даних та передбачає основні параметри погодних умов на найближчі кілька днів. Він включає інформацію щодо середньої, мінімальної та максимальної температури, відносної вологості повітря, вірогідності та інтенсивності атмосферних опадів, а також середньої швидкості вітру. Ці дані є ключовими для формування адекватного уявлення про короткострокові зміни в погодних умовах, що є необхідним для планування різних заходів та діяльності.

Дана інформація прогнозується на основі комплексного підходу, який враховує численні фактори, такі як циркуляція повітряних мас, фронтальні системи, дія сонячного випромінювання, топографічні особливості місцевості, зміну повітряних мас і інші. Аналіз цих факторів дозволяє виділити тенденції, які відіграють суттєву роль у визначенні змін температури протягом доби, інтенсивності опадів, а також впливу вітряності на біокліматичні умови.

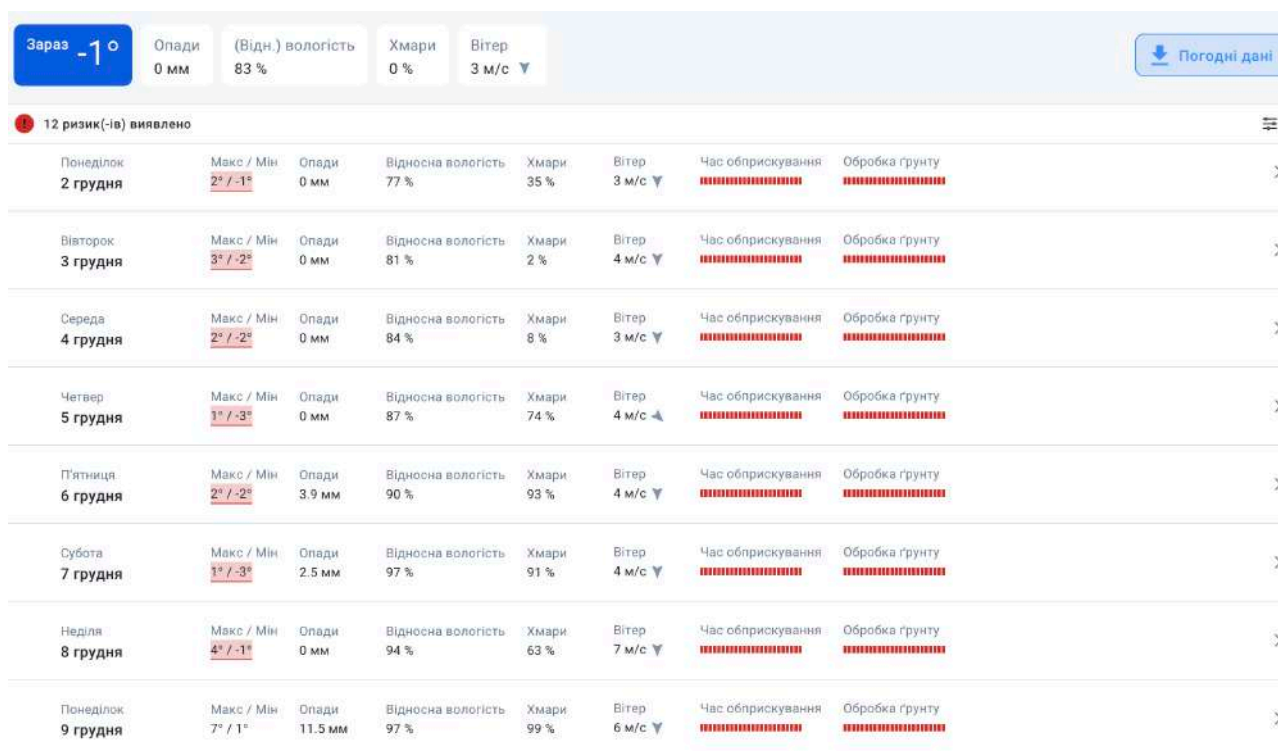


Рисунок 4.10 – Графік прогнозу погоди

Важливо підкреслити, що зміна середньої температури повітря є однією з найбільш помітних ознак погоди, яка має безпосередній вплив на біологічні,

сільськогосподарські, промислові та інші сфери діяльності. Крім того, інтенсивність ймовірних опадів є критичною інформацією, особливо у районах, схильних до різних природних катаклізмів, таких як паводки, зсуви ґрунту, зниження якості повітряного середовища.

4.3 Оцінка ефективності запропонованої системи та методів

Ефективність запропонованої інноваційної системи оцінюється на підставі аналізу її основних характеристик, зокрема, точності інформаційної обробки, продуктивності, надійності та інструментального впливу на процеси прийняття рішень. Для цього було здійснено порівняння із звичайними підходами.

Зокрема, використання сучасних фільтраційних методів, насамперед медіанного фільтра, забезпечує високий рівень точності інформації, яка надходить від IoT-сенсорів. Прикладом цього є зниження похибки при вимірюванні вологості ґрунту із 8% до 2%, що є результатом мінімізації впливу електромагнітних перешкод. Такі фільтраційні процедури є ключовими у формуванні оптимальної стратегії зрошування, яка передбачає зменшення споживання води із одночасним забезпеченням необхідних умов для розвитку культурних рослин. Аналогічний підхід був застосований під час обробки даних, отриманих із супутникових знімків, щодо виділення зон із різним рівнем вегетаційного індексу NDVI. Результати, отримані за допомогою цих методів, були підтверджені на практиці.

Продуктивність системи продемонстровано її здатністю оперативно працювати із значними об'ємами інформації та надавати результати її обробки у короткі строки. Серверна архітектура, яка ґрунтується на асинхронних запитах, забезпечує час обробки інформації, пов'язаної із площею до 200 га, у межах менш ніж 5 секунд. Високі темпи відповідності API на запити прогнозують врожайність, які становлять 500 мілісекунд, цілком відповідають вимогам оперативного сільськогосподарського управління.

Надійність інноваційного рішення забезпечується імплементацією сучасних технологій передачі та зберігання даних. Використання протоколу MQTT

забезпечує стабільність передачі інформації навіть при тимчасових перебоях у мережі, одночасно зберігаючи її для подальшого використання. Децентралізована система зберігання інформації є гарантом її цілісності навіть при апаратних збоях, як показав результат симуляції, під час якої було збережено 99% даних.

Поєднання алгоритмів машинного навчання надає можливість виконання точних прогнозів на рівні 92%. Цей показник є результатом інтеграції різноманітних даних, пов'язаних із погодними умовами, станом ґрунтів і рослинності. Практичне застосування цих підходів у визначенні оптимального режиму поливу, дозволило фермеру зменшити споживання води на 15%, при цьому зберегти стабільність врожайності, що є вагомим внеском у раціональне використання природних ресурсів.

Інноваційність системи підтверджується її порівнянням із традиційними підходами, такими як ручний збір даних або аналіз супутникових знімків без використання IoT-технологій. Автоматичний аналіз інформації від сенсорів надає результати упродовж кількох хвилин, що є набагато більш ефективним ніж ручні процедури, які можуть тривати годинами.

Одним із ключових завдань, які вирішує запропонована система, є інтеграція різноманітних джерел інформації, які були раніше відокремлені. Фермери, як правило, використовували кілька платформ для інтерпретації даних від сенсорів, супутникових знімків та метеостанцій, що ускладнювало їхній аналіз і планування. Інноваційний підхід інтегрує всі ці дані, автоматизуючи їхню нормалізацію та обробку.

Крім того, система сприяє поліпшенню екологічного стану, оптимізуючи використання добрив і води, що є важливою перемогою у підтриманні чистоти ґрунтів і збереженні природних екосистем. Наприклад, у сільськогосподарському підприємстві з площею 50 га її імплементація призвела до скорочення витрат на ресурси та підвищення врожаю на 10%, що, у свою чергу, принесло додатковий прибуток у розмірі \$12,000 протягом сезону.

Економічна ефективність інноваційної системи є ключовим критерієм. Для вимірювання цієї величини використовується фінансовий показник ROI (Return on

Investment), який ілюструє швидкість окупності інвестицій, здійснених на її впровадження. Розглянемо приклад фермерського господарства, яке має площу 200 га. Інвестування \$10,000 у системі автоматизації зрошування та внесення добрив призвело до зменшення витрат на ці ресурси на 20%, що відповідає економічній вигоді \$6,000 на сезон. Крім того, завдяки підвищенню точності агропрогностичних даних, що були отримані від системи, вдалося підвищити врожайність на 10%, що принесло додатковий прибуток \$8,000. Відтак, інвестиції були окуплені менш ніж за рік, підтверджуючи високий рівень економічної віддачі від використання такої технології.

Екологічні переваги системи є також значними. Впровадження точного позиціонування при внесенні добрив та води дозволяє мінімізувати їх надмірне споживання, що є одним із важливих факторів, які сприяють зменшенню забруднення ґрунтів і водних джерел. Результати польових досліджень свідчать про те, що після імплементації автоматизованої системи, рівень нітратів у ґрунті знизився на 15%, оскільки добрива були застосовані цілеспрямованіше, тобто лише на тих ділянках, де це було необхідним. Такі зміни позитивно відобразилися на стані довкілля, а також на якості отриманого сільськогосподарського продукту.

Перевагами цієї системи є її висока адаптивність до різних кліматичних умов та культурних рослин. Наприклад, у районах із дефіцитом вологи, її інструментарій із давачами вологості оптимізує процес зрошування, а у районах із надлишком опадів регулює дренаж. Модульна структура дозволяє інтегрувати її із іншими приладами, як-от дрони, які використовуються для моніторингу сільськогосподарських угідь на великих територіях і для авіахімічних робіт.

Стабільність системи підтверджується використанням сучасних протоколів інформаційної безпеки та надійного механізму зберігання даних. Імплементація TLS-протоколу (Transport Layer Security) забезпечує захист інформації навіть під час її передачі через відкриті мережі. Результати тестів показують, що навіть при тривалих перебоях у роботі мережі, втрата даних не перевищувала 1%.

Масштабованість є іншою важливою перевагою цієї розробки. Система є ефективною як на великих сільськогосподарських підприємствах (більше 500 га),

так і на малих, що мають площу 20 га. Для останніх передбачається використання лише базового модуля зі сенсорами вологості, що дозволяє економити на витратах зрошування та уникнути пересихання рослин на критичних ділянках, підвищуючи продуктивність на 10%.

Прогностичні можливості системи є її інноваційним компонентом. Застосування алгоритмів машинного навчання на основі даних про агрокультури та погодні умови, наприклад, інформації від платформи OpenWeatherMap, дозволяє передбачати ризики посухи або надмірних опадів із точністю до 90%. Це надає можливість сільськогосподарським підприємцям планувати свої дії, такі як збір урожаю, відповідно до цих прогнозів, що є невід'ємною умовою для підвищення їхнього прибутку.

Варто відзначити, що система відзначається простотою використання, яка є вирішальною перевагою, особливо для фермерів, які мають обмежений технічний досвід. Інтуїтивний інтерфейс та навчальні ресурси, такі як онлайн-курси та вебінари, підтримують швидкий процес опанування її можливостей. Приміром, під час імплементації системи в одній із аграрних компаній, підготовка персоналу до його роботи тривала лише 3 дні, після чого вони могли самостійно використовувати її функціональність.

Здатність інтегруватися із іншими інформаційними платформами є ще однією перевагою цього рішення. Інформація, яка надходить від сенсорів та супутникових знімків, автоматично об'єднується в єдиній системі, надаючи фермерам повну інформацію про стан їхніх полів.

Останнім, але не найменшим є аспекти моніторингу та управління, які є інструментами, що надають можливість контролювати процеси на сільськогосподарських територіях. Виявлення аномальних станів, які є результатом діяльності шкідників або інфекційних захворювань, є однією із ключових можливостей системи. Це дозволяє сільськогосподарським підприємцям виконувати необхідні заходи на ранніх стадіях, мінімізуючи відповідні втрати.

4.4 Висновки

У розділі було виконано розробку і впровадження програмного забезпечення автоматизованої інформаційної системи для контролю та управління агрономічними параметрами на основі Інтернету речей (IoT) із використанням даних із сенсорів, супутникового моніторингу та безпілотних літальних апаратів (БПЛА). Ця система також інтегрується з різними джерелами інформації.

Основними досягненнями є:

1. Розробка архітектури системи із застосуванням підходу MVC, який забезпечує її модульність та легкість розширення у майбутньому.
2. Інтеграція API-інтерфейсів для інтеграції із зовнішніми платформами, зокрема, із супутниковими знімками та системами водогосподарського управління.
3. Реалізація інструментів візуалізації інформації, що дозволяють операторам проводити моніторинг у реальному часі, використовуючи інтерактивні діаграми, карти та інформаційні панелі.
4. Впровадження рішень, які ґрунтуються на машинному навчанні, для прогнозування врожаїв та виявлення відхилень від норми.

Під час тестування системи були отримані позитивні результати, зокрема:

1. Автоматичне зрошення показало економію води на 15%.
2. Застосування прогностичних алгоритмів допомогло уникнути втрат врожаю під час періодів посухи.

Для подальшого оптимізації роботи системи можна впровадити:

1. Розширення набору алгоритмів машинного навчання для підвищення точності прогнозів.
2. Впровадження автоматичного оновлення прогностичних моделей на основі актуальних даних.
3. Інтеграція додаткових модулів, наприклад, для контролю шкідників або оцінки екологічних ризиків.

ВИСНОВКИ

У розділах цієї дипломної роботи був виконаний інтегративний аналіз сучасних методів та технологій, які надають можливості для розв'язання завдань у галузі точного землеробства, що використовують Інтернет речей (IoT) та сенсорні системи. Розглянуто різні системи збирання та обробки інформації, а також було вивчено їхнє застосування в агрономічних процесах, зокрема, щодо поліпшення рішень, які стосуються зрошування, внесення добрив та контролю за станом рослинності.

Проведений аналіз відкрив, що інкорпорація інформації, яку надають сенсори, із відповідними алгоритмами прийняття рішень, є ключовим напрямом поліпшення агротехнічних процесів. Ця інноваційна стратегія підвищує точність прогнозів і оптимізує використання сільськогосподарських ресурсів, що є основним чинником підвищення врожайності.

Вагомим аспектом цієї роботи було проектування програмного забезпечення для відстеження агрономічних індексів, яке інтегрується з різними джерелами даних, надаючи оперативний аналіз результатів. Це програмне забезпечення має інтерактивний інтерфейс, який підтримує збір та інтерпретацію інформації про стан ґрунту та рослинності, що є необхідним для прийняття рішень на основі актуальних даних.

Як один із головних результатів було розроблено алгоритми, що дозволяють оцінювати родючість ґрунту та прогнозувати врожайність, використовуючи дані IoT. Ці алгоритми суттєво підвищують точність прогнозів, що є невід'ємним чинником для оптимізації сільськогосподарських операцій. Водночас було акцентовано на важливості підвищення точності та надійності інформації, необхідної для стабільної та ефективної роботи системи під час її реального застосування.

Таким чином, були виконані такі основні завдання:

1. Розроблено програмне забезпечення для контролю та управління агрономічними процесами на основі IoT-сенсорів.

2. Реалізовані алгоритми, які дозволяють оцінювати стан ґрунту, виконувати моніторинг зрошування та прогнозувати врожайність.

3. Забезпечена інтеграція різних джерел інформації та її візуалізація, використовуючи графічні інструменти та інтерактивні карти.

4. Виконана оцінка ефективності розробленої системи на підґрунті її впливу на підвищення точності прийняття рішень в агрономії.

З огляду на ці результати, планується продовжувати дослідження, зосередившись на вдосконаленні алгоритмів, щоби поліпшити точність прогнозів, та підвищенні рівня автоматизації цієї системи. Серед перспективних напрямків - автоматичне регулювання сільськогосподарських параметрів та інтеграція із іншими платформами, щоби забезпечити більш повний контроль над аграрними процесами.

Загалом, ця робота підтвердила високий потенціал використання IoT та машинного навчання у процесах точного землеробства, і запропонована система може стати фундаментом для подальших інноваційних розробок у цій галузі.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ

1. Ільков А.В. Особливості стратегічного планування на малих підприємствах в умовах невизначеності. *Забезпечення сталого розвитку аграрного сектору економіки: проблеми, пріоритети, перспективи*: матеріали міжнар. наук.-прак. конф. м. Дніпро, 29-30 жовт, 2020 р. Дніпро, 2020. С. 72-74.
2. Як рослини, що 'світяться', можуть допомогти вченим прогнозувати раптові посухи. URL: <https://www.nasa.gov/earth/how-glowing-plants-could-help-scientists-predict-flash-drought/> (дата звернення: 01.09.2024)
3. Стасєв Ю.В. Комп'ютерні мережі. Технології та протоколи моделювання. Харків, ХУПС, 2014. С. 359.
4. Стеклов В.К. Інформаційна система та телекомунікації. навч. посіб. Київ, 2014. С. 792.
5. Советов Б.Я. Моделюючі системи. Виявлення змін середовища та каналу та кластеризація. Київ. 2015. С. 343.
6. Лунтовський А.О. Етапи розвитку сучасних інформаційно-телекомунікаційних послуг та енергоефективності мережевих технологій. *Вісник Національного університету «Львівська політехніка»*. Львів. Вид-во Львівської політехніки, 2014. С. 131-139.
7. Ю. Л. Ван, В. Чжан, Х. Чжен, В. Огляд сенсора температури листя: методи вимірювання та застосування. *Комп'ютерні та обчислювальні технології в сільському господарстві IX*. Springer: Берлін/Гейдельберг. Німеччина. 2016. с. 216–230. URL: https://scholar.google.com/scholar_lookup?title=A+Review+on+Leaf+Temperature+Sensor:+Measurement+Methods+and+Application&author=Yu,+L.&author=Wang,+W.&author=Zhang,+X.&author=Zheng,+W.&publication_year=2016&pages=216%E2%80%93230 (дата звернення: 16.09.2024).
8. Продовольча та сільськогосподарська організація ООН. Сільськогосподарські культури та продукти тваринництва. URL: <https://www.fao.org/faostat/en/#data/QCL> (дата звернення: 17.09.2024).

9. Продовольча та сільськогосподарська організація ООН. Землекористування. URL: <https://www.fao.org/faostat/en/#data/RL> (дата звернення: 18.09.2024).
10. Поєднання даних дистанційного зондування та машинного навчання для прогнозування врожайності. Стенфордський університет. URL: <https://sustain.stanford.edu/crop-yield-analysis> (дата звернення: 02.10.2024).
11. Движок Google Earths. URL: <https://code.earthengine.google.com/> (дата звернення: 04.11.2024).
12. Національна служба сільськогосподарської статистики. URL: <https://quickstats.nass.usda.gov/> (дата звернення: 20.11.2024).
13. Застосування ГІС у сільському господарстві для передбачуваності та сталого зростання. URL: <https://intellias.com/gis-in-agriculture/> (дата звернення: 14.10.2024).
14. MIDOPT TRAINING. Оптична система. URL: <https://midopt.com/training/> (дата звернення: 15.10.2024).
15. Трансформація продовольчих систем: ключ до вирішення кліматичних криз. Agrosmart. URL: <https://agrosmart.com.br/eng/> (дата звернення: 20.11.2024).
16. Цифрове сільське господарство. URL: <https://agriculture.basf.com/global/en/business-areas/digital-farming.html> (дата звернення: 04.09.2024).
17. Публічні документи, результати та підсумки проекту FIELDS. URL: <https://www.erasmus-fields.eu/documents/> (дата звернення: 20.11.2024).
18. Прогнозування врожайності за допомогою глибокого навчання. URL: https://github.com/JiaxuanYou/crop_yield_prediction?tab=readme-ov-file#crop-yield-prediction-with-deep-learning (дата звернення: 01.11.2024)
19. Індекси рослинності для цифрових агрорішень. URL: <https://eos.com/blog/vegetation-indices/> (дата звернення: 23.10.2024).
20. Супутникові знімки KOMPSAT 3/3A. URL: <https://eos.com/find-satellite/kompsat-3-3a/> (дата звернення: 18.11.2024).

21. Платформа для 3D геопростору. URL: <https://cesium.com/platform/cesiumjs/> (дата звернення: 16.11.2024).
22. Landviewer. URL: <https://eos.com/landviewer/> (дата звернення: 22.11.2024).
23. Мартін Клепманн. Проектування додатків, що працюють з великими обсягами даних. Мартін Клепманн. 2017. – С. 35 – URL: <https://www.oreilly.com/library/view/designing-data-intensive-applications/9781449373199/> (дата звернення: 14.10.2024).
24. Зміна клімату та глобальна продовольча безпека. URL: <https://science.org/content/article/food-and-farming-could-stymie-climate-efforts-researchers-say> (дата звернення: 06.09.2024).
25. Лопатін П.П., Бабенко А.О., Шевченко В.І., Мороз О.В., Глухов В.М., Ковальчук О.М. Використання даних дистанційного зондування Землі для оцінки стану посівів озимого ріпаку в умовах Лісостепу України. *Біологічні системи*. URL: <https://www.mdpi.com/2073-445X/13/2/126> (дата звернення: 28.09.2024).
26. Марк Сабіні, Гілі Русак та Бред Росс. Розуміння прогнозів врожайності сільськогосподарських культур на основі супутникових знімків. - *Стенфордський університет*. 2017. №4 URL: https://cs.stanford.edu/people/gsb/crop_yield_prediction.pdf (дата звернення: 12.11.2024).
27. Аналітика полів. URL: <https://www0.efcsystems.com/cgi-bin/login.cgi> (дата звернення: 16.10.2024).
28. ARSET - Супутникове дистанційне зондування для сільськогосподарського застосування. URL: <https://appliedsciences.nasa.gov/get-involved/training/english/aset-satellite-remote-sensing-agricultural-applications> (дата звернення: 19.10.2024).
29. Стеклов В.К. Інформаційні системи: *Підручник для студентів вищих навчальних закладів за напрямом «Телекомунікації»*. Київ. 2014. 792 с. URL: <https://www.textbook.com.ua/> (дата звернення: 08.09.2024).
30. Путівник Еразмус. URL: <https://erasmus-plus.ec.europa.eu/erasmus-programme-guide> (дата звернення: 26.09.2024).

31. Бхат С.А., Хуанг Н.-Ф. Революція великих даних і штучного інтелекту в точному сільському господарстві: огляд і проблеми. 2021. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3102227> (дата звернення: 16.09.2024).
32. Девід Браун. Декомпозиція та розподіл завдань для проектів розробки програмного забезпечення. *IEEE Transactions on Software Engineering*. 2017. №3. С. 63-77.
33. Йост М.А., Кітчен Н.Р., Саддат, К.А., Седлер Е.Дж., Драмонд С.Т., Волькманн М.Р. Довгостроковий вплив системи точного сільського господарства на виробництво зернових. *Precis. Agric.* 2017. №18. С. 823–842 DOI: <https://doi.org/10.1007/s11119-016-9490-5> (дата звернення: 21.09.2024).
34. Бендре М.Р., Тул Р.Ц., Тул В.Р. Великі дані в точному сільському господарстві: прогнозування погоди для майбутнього сільського господарства. *Матеріали 1-ї Міжнародної конференції з технологій наступного покоління (NGCT)*. м. Дехрадун. Індія. 4–5 вересня 2015. С. 744–750.
35. Вольфер С., Вердоув Ге Л., К., Богоардт М.-Ж. Великі дані в розумному сільському господарстві—огляд. *Agric. Syst.* 2017. №153. С. 69–80. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.agry.2017.01.023> (дата звернення: 02.10.2024).
36. Алексопулос А., Кутрас К., Алі С.Б., Пуччо С., Карелла А., Оттавіано Р., Калогерас А. Комплементарне використання наземних проксимальних сенсорів та повітряних/космічних методів дистанційного зондування в точному сільському господарстві: систематичний огляд. *Agronomy* 2023. С. 13 DOI: <https://doi.org/10.3390/agronomy13071942> (дата звернення: 04.10.2024).
37. 12 - Ньєкі А., Мілікс Г., Ковач А.Дж., Немені М. Вплив ущільнення ґрунту на врожайність зернових. *Cereal Res. Commun.* 2017. №45. С. 1–22. URL: https://scholar.google.com/scholar_lookup?title=Improving+Yield+Advisory+Models+for+Precision+Agriculture+with+Special+Regards+to+Soil+Compaction+in+Maize+Production&author=Ny%20%20ki,+A.&author=Milics,+G.K.A.J.&author=Nem%20%20ny,+M.&publication_year=2013&pages=443%E2%80%93450 (дата звернення: 04.10.2024).

38. Бермео-Альмейда О., Карденас-Родрігес М., Саманієго-Кобо Т., Ферруцола-Гомес Е., Кабесас-Кабесас Р., Базан-Вера, В. Блокчейн у сільському господарстві: систематичний огляд літератури. *Technologies and Innovation, Валенсія-Гарсія. Springer International Publishing*. м. Шам. Швейцарія. 2018. С. 44 – 56 URL: https://scholar.google.com/scholar_lookup?title=Blockchain+in+Agriculture:+A+Systematic+Literature+Review&author=Bermeo-Almeida,+O.&author=Cardenas-Rodriguez,+M.&author=Samaniego-Cobo,+T.&author=Ferruzola-G%C3%B3mez,+E.&author=Cabezas-Cabezas,+R.&author=Baz%CA1n-Vera,+W.&publication_year=2018&pages=44%E2%80%9356 (дата звернення: 07.10.2024).

39. Вангала А., Дас А.К., Кумар Н., Алазаб, М. Розумне безпечне сенсування для сільського господарства на базі IoT: Перспектива блокчейну. *IEEE Sens. J.* 2021 DOI: <https://doi.org/10.1109/JSEN.2020.3012294> (дата звернення: 09.10.2024).

40. Марк Р. Етика використання ШІ та великих даних у сільському господарстві: випадок великої аграрної транснаціональної компанії. *ORBIT J.* 2019. С.1–27. DOI: <https://doi.org/10.29297/orbit.v2i2.109> (дата звернення: 12.10.2024).

41. Раджесварі С., Сутендран К., Раджакумар К. Розумна аграрна модель через інтеграцію IoT, мобільних та хмарних аналітичних технологій великих даних. *Матеріали Міжнародної конференції з інтелектуальних обчислень та керування (I2C2)*. м. Коїмбатур. Індія. 23–24 червня 2017. С. 1–5. URL: [https://scholar.google.com/scholar_lookup?title=A+Smart+Agricultural+Model+by+Integrating+IoT,+Mobile+and+Cloud-Based+Big+Data+Analytics&conference=Proceedings+of+the+2017+International+Conference+on+Intelligent+Computing+and+Control+\(I2C2\)&author=Rajeswari,+S.&author=Suthendran,+K.&author=Rajakumar,+K.&publication_year=2017&pages=1%E2%80%935](https://scholar.google.com/scholar_lookup?title=A+Smart+Agricultural+Model+by+Integrating+IoT,+Mobile+and+Cloud-Based+Big+Data+Analytics&conference=Proceedings+of+the+2017+International+Conference+on+Intelligent+Computing+and+Control+(I2C2)&author=Rajeswari,+S.&author=Suthendran,+K.&author=Rajakumar,+K.&publication_year=2017&pages=1%E2%80%935) (дата звернення: 14.10.2024).

42. Алі А., Хуссейн Т., Танташутікун Н., Хуссейн Н., Коцетта Г. Застосування розумних технологій, Інтернету речей та аналізу даних для ефективного використання ресурсів і сталого виробництва сільськогосподарських

культур. *Agriculture* 2023. №13. С. 397. DOI: <https://doi.org/10.3390/agriculture13020397> (дата звернення: 14.10.2024).

43. Чуг М., Чуг Н. Основи Інтернету речей у розумному сільському господарстві. *Applications of AI, Digital Twin, and Internet of Things for Sustainable Development*. IGI Global. м. Херші. штат Пенсильванія. США. 2023. С. 265–289. URI:

https://scholar.google.com/scholar_lookup?title=Essentials+of+Internet+of+Things+in+Smart+Agriculture&author=Chugh,+M.&author=Chugh,+N.&publication_year=2023&pages=186%E2%80%93199 (дата звернення: 15.10.2024).

44. Гунасієлан К. Елаппан. Інтернет речей в сільському господарстві для покращення технологій харчування та фермерства. *Матеріали конференції 2017 року з новітніх пристроїв та смарт-систем (ICEDSS)*. м. Малласамудрам. Індія. 3–4 березня 2017. с. 260–266. URL:

[https://scholar.google.com/scholar_lookup?title=IoT+Agriculture+to+Improve+Food+and+Farming+Technology&conference=Proceedings+of+the+2017+Conference+on+Emerging+Devices+and+Smart+Systems+\(ICEDSS\)&author=Jaiganesh,+S.&author=Guna+seelan,+K.&author=Ellappan,+V.&publication_year=2017&pages=260%E2%80%93266](https://scholar.google.com/scholar_lookup?title=IoT+Agriculture+to+Improve+Food+and+Farming+Technology&conference=Proceedings+of+the+2017+Conference+on+Emerging+Devices+and+Smart+Systems+(ICEDSS)&author=Jaiganesh,+S.&author=Guna+seelan,+K.&author=Ellappan,+V.&publication_year=2017&pages=260%E2%80%93266) (дата звернення: 15.10.2024).

45. Стуббс М. Ірригація в сільському господарстві США: технології на фермах та кращі практики управління. Конгресова служба досліджень. 2016. URL : <http://nationalaglawcenter.org/wp-content/uploads/assets/crs/R44158.pdf> (дата звернення: 16.10.2024).

46. Фам Х., Стек М. Як аналітика даних трансформує сільське господарство. *Bus. Horiz.* 2018. №61. С. 125–133. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2017.09.011> (дата звернення: 16.10.2024).

47. Хуссейн Т., Хуссейн Н., Ахмед М., Нуалсрі Ч., Дуангпан С. Реакції генотипів низькорослих рисових рослин під час кінцевого водного стресу та визначення стійкості до посухи для стабілізації продуктивності рису в південному Таїланді. *Plants* 2021. DOI: <https://doi.org/10.3390/plants10122565> (дата звернення: 17.10.2024).

48. Марджані М., Насаруддін Ф., Гані А., Карім А., Хашем І.А.Т., Сіддіка А., Якуб І. *Великі дані Інтернету речей: архітектура, можливості та відкриті дослідницькі виклики*. 2017. №5. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2689040> (дата звернення: 17.10.2024).

49. Немені М., Ковач А.Й., Ола Й., Попп Й., Ердеї Є., Харсаньї Є., Амбрус Б., Тешнер Г., Ньєкі А. *Виклики сталого сільськогосподарського розвитку з особливим акцентом на Інтернет речей*. *Progress. Agric. Eng. Sci.* 2022. №18. С. 95–114. DOI: <https://doi.org/10.1556/446.2022.00053> (дата звернення: 17.10.2024).

50. Ю С., Чжу Дж., Чжоу Дж., Чен Дж., Бянь Х., Шень Дж., Ванг П. Основні досягнення технології захисту рослин з використанням БПЛА для гірських садів. *Agronomy* 2022. №12. С. 2828. DOI: <https://doi.org/10.3390/agronomy12112828> (дата звернення: 18.10.2024).

51. Муннаф М.А., Хейсерт Г., Ван Меірвенне М., Муазен А.М. Підхід об'єднання мультисенсорних даних для специфікації висіву та виробництва картоплі для споживання та насіння. *Precis. Agric.* 2021. №22. С. 1890–1917. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11119-021-09817-8> (дата звернення: 18.10.2024).

52. Ньєкі А., Керепесі Ч., Дароці Б., Бенцур А., Мілікс Г., Нагі Дж., Харсаньї Є., Ковач А.Й., Немені М. Застосування просторово-часових даних для прогнозування врожайності кукурудзи з використанням методів машинного навчання. *Precis. Agric.* 2021. №22. С.1397–1415. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11119-021-09833-8> (дата звернення: 19.10.2024).

53. Пантаці Х.Е., Мошоу Д., Александрідіс Т., Уеттон Р.Л., Муазен А.М. Прогнозування врожайності пшениці за допомогою машинного навчання та передових сенсорних технологій. *Comput. Electron. Agric.* 2016. №121. С.57–65. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2015.11.018> (дата звернення: 19.10.2024).

54. Іїцумі Т., Шин Й., Кім В., Кім М., Чхої Дж. Прогнозування врожайності сільськогосподарських культур на основі сезонної кліматичної інформації з використанням ансамблю мультимodelей. *Clim. Serv.* 2018. №11. С.13–23. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cliser.2018.06.003> (дата звернення: 19.10.2024).

55. Шамара Н., Іслам М.Д., Бай Г. (Френк), Ші Й. Ag-ІоТ для моніторингу посівів та навколишнього середовища: минуле, теперішнє та майбутнє. *Agric. Syst.* 2022. №203. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.agry.2022.103497> (дата звернення: 20.10.2024).

56. Маріос С., Георгіу Дж. Точне сільське господарство: виклики у сенсорах та електроніці для моніторингу ґрунту та рослин в реальному часі. *Матеріали конференції 2017 року IEEE Biomedical Circuits and Systems (BioCAS)*. м. Турин. Італія. 19–21 жовтня 2017. С. 1–4. URL: [https://scholar.google.com/scholar_lookup?title=Precision+Agriculture:+Challenges+in+Sensors+and+Electronics+for+Real-Time+Soil+and+Plant+Monitoring&conference=Proceedings+of+the+2017+IEEE+Biomedical+Circuits+and+Systems+Conference+\(BioCAS\)&author=Marios,+S.&author=Georgiou,+J.&publication_year=2017&pages=1%E2%80%934](https://scholar.google.com/scholar_lookup?title=Precision+Agriculture:+Challenges+in+Sensors+and+Electronics+for+Real-Time+Soil+and+Plant+Monitoring&conference=Proceedings+of+the+2017+IEEE+Biomedical+Circuits+and+Systems+Conference+(BioCAS)&author=Marios,+S.&author=Georgiou,+J.&publication_year=2017&pages=1%E2%80%934) (дата звернення: 20.10.2024).

57. Хупер Д.Ю., Ембертсон Н., Шейблі Р.В., Сентер Ч., Комптон, Дж., Лін Дж., Хоманн П., Бітман С. Обіцянки та проблеми моніторингу нітратів у реальному часі для водозбірних бюджетів азоту. *У матеріалах зібрання осінньої сесії AGU*. м. Сан-Франциско. Каліфорнія. США. 9–13 грудня 2019. URL: https://scholar.google.com/scholar_lookup?title=Promise+and+Problems+of+Real-Time+Nitrate+Monitoring+for+Watershed+N+Budgets&conference=Proceedings+of+the+AGU+Fall+Meeting+Abstracts&author=Hooper,+D.U.&author=Embertson,+N.&author=Sheibley,+R.W.&author=Sender,+C.&author=Compton,+J.&author=Lin,+J.&author=Homann,+P.&author=Bittman,+S.&publication_year=2019&pages=GC51N%E2%80%931163 (дата звернення: 21.10.2024).

58. Бертон Л., Дейв Н., Фернандез Р.Е., Джаячандран К., Бхансалі С. Інтелектуальне садівництво ІоТ: листи ґрунту для реального часу аналізу поживних речовин. *J. Electrochem. Soc.* 2018. №165. DOI: <https://doi.org/10.1149/2.0201808jes> (дата звернення: 21.10.2024).

59. Каміларіс А., Пренафета-Болду Ф.Х. Глибоке навчання в сільському господарстві. *Comput. Electron. Agric.* 2018. №147. С. 70–90. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.02.016> (дата звернення: 21.10.2024).

60. Ван П., Тянь Дж., Ніу Х., Чен Й. Інтелектуальний сільськогосподарський робот для надання послуг у полі: від іграшки до інструменту. У матеріалах 15-ї міжнародної конференції IEEE/ASME з мехатроніки та вбудованих систем. м. Анагайм. Каліфорнія. США. 18 серпня 2019. URL: https://scholar.google.com/scholar_lookup?title=Smart+Agricultural+In-Field+Service+Robot:+From+Toy+to+Tool&conference=Proceedings+of+the+Volume+9:+15th+IEEE/ASME+International+Conference+on+Mechatronic+and+Embedded+Systems+and+Applications,+American+Society+of+Mechanical+Engineers&author=Wang,+P.&author=Tian,+J.&author=Niu,+H.&author=Chen,+Y.&publication_year=2019 (дата звернення: 22.10.2024).

61. Бхатта Н.П., Тхангадурай Н. Використання ІоТ та ШІ для сільськогосподарських застосувань. *Int. J. Eng. Adv. Technol.* 2019. №8. С. 2731–2735. URL: https://scholar.google.com/scholar_lookup?title=Utilization+of+IoT+and+AI+for+Agriculture+Applications&author=Bhatta,+N.P.&author=Thangadurai,+N.&publication_year=2019&journal=Int.+J.+Eng.+Adv.+Technol.&volume=8&pages=2731%E2%80%932735 (дата звернення: 22.10.2024).

62. Какарла С., Ампатцидіс Й., Парк С., Адосоглу Г., Пардалос П. Нові сенсорні технології для точного сільського господарства. *Information and Communication Technologies for Agriculture—Theme I: Sensors*. м Шам. Швейцарія. 2022. С. 3–16. ISBN 978-3-030-84144-7. URL: https://scholar.google.com/scholar_lookup?title=Emerging+Sensing+Technologies+for+Precision+Agriculture&author=Kakarla,+S.&author=Ampatzidis,+Y.&author=Park,+S.&author=Adosoglou,+G.&author=Pardalos,+P.&publication_year=2022&pages=3%E2%80%9316 (дата звернення: 22.10.2024).

63. Бейлі С.П., Томассон Дж.А., Лобсі С.Р., Маккарті С.Л., Антиль Д.Л. Огляд сучасного стану автоматизації в сільському господарстві. Частина I:

Сенсорні технології для оптимізації роботи машин та ресурсів на фермі. У матеріалах 2018 річного міжнародного зібрання ASABE. м. Детройт. Мічиган. США. 29 липня – 1 серпня 2018. URL: https://scholar.google.com/scholar_lookup?title=A+Review+of+the+State+of+the+Art+in+Agricultural+Automation.+Part+I:+Sensing+Technologies+for+Optimization+of+Machine+Operation+and+Farm+Inputs&conference=Proceedings+of+the+2018+ASABE+Annual+International+Meeting&author=Baillie,+C.P.&author=Thomasson,+J.A.&author=Lobsey,+C.R.&author=McCarthy,+C.L.&author=Antille,+D.L.&publication_year=2018 (дата звернення: 22.10.2024).

64. Потамітіс І., Рігакіс І., Татлас Н.-А., Потіракіс С. Віброакустичний моніторинг дерев у реальному часі в контексті IoT. *Sensors* 2019. №19. С.1366. DOI: <https://doi.org/10.3390/s19061366> (дата звернення: 23.10.2024).

65. Юань В., Лі Дж., Бхатта М., Ші Й., Бенцігер П. Оцінка висоти пшениці за допомогою LiDAR в порівнянні з ультразвуковим сенсором та БПЛА. *Sensors* 2018. №18. С. 3731. DOI: <https://doi.org/10.3390/s18113731> (дата звернення: 22.10.2024).

66. Чамара Н. Розробка нової бездротової мультисенсорної мережі на основі Інтернету речей для моніторингу посівів у полі. Дисертація магістра. Університет Небраски. м. Лінкольн. Небраска. США. 2021. URL: [https://scholar.google.com/scholar_lookup?title=Development+of+an+Internet+of+Things+\(IoT\)+Enabled+Novel+Wireless+Multi+Sensor+Network+for+Infield+Crop+Monitoring&author=Chamara,+N.&publication_year=2021](https://scholar.google.com/scholar_lookup?title=Development+of+an+Internet+of+Things+(IoT)+Enabled+Novel+Wireless+Multi+Sensor+Network+for+Infield+Crop+Monitoring&author=Chamara,+N.&publication_year=2021) (дата звернення: 22.10.2024).

67. Беглі С.А., Аткинсон Дж.А., Хант Х., Вілсон М.Х., Прідмор Т.П., Уеллс Д.М. Автоматизовані низьковартісні вектори та модульні сенсори для фенотипування рослин. *Sensors* 2020. №20. С. 3319. DOI: <https://doi.org/10.3390/s20113319> (дата звернення: 23.10.2024).

68. Чен В. Л., Лін Й.-Б., Лін Й.-В., Чен Р., Ліао Дж.-К., Чан Й.-Й., Лю Й.-Ц., Ван Ч.-Ч., Чіу Ч.-Х. AgriTalk: IoT для точного сільського господарства ґрунту при вирощуванні куркуми. *IEEE Internet Things J.* 2019. №6. С. 5209–5223. DOI: <https://doi.org/10.1109/IIOT.2019.2899128> (дата звернення: 23.10.2024).

69. Нумаджірі Й., Йошино К., Терамато С., Хаяші А., Нішиджіма Р., Танака Т., Хаяші Т., Кавакацу Т., Танабата Т., Уга Й. Система на основі Інтернету речей для керування умовами води в ґрунті для фенотипування рослин під час посухи. *Plant J.* 2021. №107. С. 1569–1580. DOI: <https://doi.org/10.1111/tpj.15400> (дата звернення: 24.10.2024).

70. Баркери Дж.Б., Франц Т.Е., Хірен Д.М., Ніал С.М., Лак Дж.Д. Моніторинг вмісту води в ґрунті для управління зрошенням: геостатистичний аналіз. *Agric. Water Manag.* 2017. №188. С. 36–49. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2017.03.024> (дата звернення: 25.10.2024).

ДОДАТОК А

ЛІСТИНГ ПЗ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ВРОЖАЙНОСТІ ВИКОРИСТОВУЮЧИ СУПУТНИКОВІ ЗНМІКИ

Модуль «Прогнозування врожайності на моделях з напівконтролем. Тренування з напівконтролем».

```

from nnet_semi import *
from GP_crop_v3 import *
import logging
import time
import numpy as np
import tensorflow as tf

predict_year = 2024

def load_data(filename, config):
    """
    Load and preprocess data for training and validation.

    Args:
        filename (str): The name of the file containing the dataset.
        config (Config): Configuration object with paths and settings.

    Returns:
        tuple: Processed data including images, yields, years, locations, and indices.
    """
    content = np.load(config.load_path + filename)
    image_all = content['output_image']
    yield_all = content['output_yield']
    year_all = content['output_year']
    locations_all = content['output_locations']
    index_all = content['output_index']

    # Remove broken images
    invalid_indices = [
        i for i in range(image_all.shape[0])
        if np.sum(image_all[i, :, :, :]) <= 287 and year_all[i] < 2016
    ]
    image_all = np.delete(image_all, invalid_indices, 0)
    yield_all = np.delete(yield_all, invalid_indices, 0)
    year_all = np.delete(year_all, invalid_indices, 0)

```

```

locations_all = np.delete(locations_all, invalid_indices, 0)
index_all = np.delete(index_all, invalid_indices, 0)

# Filter to keep major counties
major_county_codes = {5, 17, 18, 19, 20, 27, 29, 31, 38, 39, 46}
major_indices = [
    i for i in range(image_all.shape[0]) if index_all[i, 0] in major_county_codes
]
image_all = image_all[major_indices, :, :, :]
yield_all = yield_all[major_indices]
year_all = year_all[major_indices]
locations_all = locations_all[major_indices, :]
index_all = index_all[major_indices, :]

# Split into train and validate datasets
train_indices = np.nonzero(year_all < predict_year)[0]
validate_indices = np.nonzero(year_all == predict_year)[0]
train_validate_indices = np.nonzero(year_all <= predict_year)[0]

print("Train size:", train_indices.shape[0])
print("Validation size:", validate_indices.shape[0])

# Normalize images by subtracting the mean of the training set
image_mean = np.mean(image_all[train_indices], axis=(0, 1, 2))
image_all -= image_mean

return (image_all, yield_all, year_all, locations_all, index_all,
        train_indices, validate_indices, train_validate_indices)

if __name__ == "__main__":
    # Logging setup
    logging.basicConfig(
        filename=f'/logging_semi/{predict_year}.log',
        level=logging.DEBUG,
        format='%(asctime)s %(message)s'
    )

    # Configuration object
    config = Config()

    # Load initial dataset
    filename = 'histogram_all.npz'
    start_time = time.time()

```

```

data = load_data(filename, config)
(image_all, yield_all, year_all, locations_all,
 index_all, train_indices, validate_indices, _) = data
print("Data loading time: %.2fs" % (time.time() - start_time))

# Prepare validation data
image_validate = image_all[validate_indices]
yield_validate = yield_all[validate_indices]

# Initialize model
model = NeuralModel(config, 'net')

# TensorFlow session setup
gpu_options = tf.GPUOptions(per_process_gpu_memory_fraction=0.48)
sess = tf.Session(config=tf.ConfigProto(gpu_options=gpu_options))
sess.run(tf.global_variables_initializer())

# Training variables
RMSE_min = float("inf")
checkpoint_interval = 500

try:
    for step in range(config.train_step):
        # Load additional unlabeled data periodically
        if step % checkpoint_interval == 0:
            checkpoint_num = step // checkpoint_interval + 1
            filename = f'histogram_semi_rand_200_20000{checkpoint_num}.npz'
            start_time = time.time()
            ulab_data = load_data(filename, config)
            image_all_ulab = ulab_data[0]
            validate_indices_ulab = ulab_data[6]
            ulab_indices = ulab_data[7]
            print("Unlabeled data load time: %.2fs" % (time.time() - start_time))
        # Training batch preparation
        train_batch_indices = np.random.choice(train_indices, size=config.B)
        train_images = image_all[train_batch_indices, :, 0:config.H, :]
        ulab_batch_indices = np.random.choice(ulab_indices, size=config.B)
        ulab_images = image_all_ulab[ulab_batch_indices, :, 0:config.H, :]
        combined_train_images = np.concatenate((train_images, ulab_images), axis=0)
        train_yields = yield_all[train_batch_indices, np.newaxis]
        # Validation batch preparation
        validate_batch_indices = np.random.choice(validate_indices, size=config.B)
        validate_images = image_all[validate_batch_indices, :, 0:config.H, :]

```

```

        validate_batch_ulab_indices = np.random.choice(validate_indices_ulab,
size=config.B)
        validate_ulab_images = image_all_ulab[validate_batch_ulab_indices, :,
0:config.H, :]
        combined_validate_images = np.concatenate((validate_images,
validate_ulab_images), axis=0)
        validate_yields = yield_all[validate_batch_indices, np.newaxis]
        # Training step
        _, train_loss = sess.run(
            [model.optimizer, model.total_loss],
            feed_dict={
                model.x: combined_train_images,
                model.y_lab: train_yields,
                model.lr: config.lr,
                model.keep_prob: config.keep_prob
            }
        )
        # Validation step every 10 iterations
        if step % 10 == 0:
            val_loss, val_pred, val_real = sess.run(
                [model.total_loss, model.y_lab_pred, model.y_lab],
                feed_dict={
                    model.x: combined_validate_images,
                    model.y_lab: validate_yields,
                    model.keep_prob: 1
                }
            )
            RMSE = np.sqrt(np.mean((val_pred - val_real) ** 2))
            RMSE_min = min(RMSE_min, RMSE)
            print(f"Step {step}, Loss: {train_loss}, Validation RMSE: {RMSE}, Min
RMSE: {RMSE_min}")
            logging.info(f"Step {step}, Loss: {train_loss}, Validation RMSE: {RMSE},
Min RMSE: {RMSE_min}")

    except KeyboardInterrupt:
        print("Training interrupted by user.")

    finally:
        # Save the trained model
        saver = tf.train.Saver()
        save_path = saver.save(sess, config.save_path +
f'{predict_year}_CNN_model.ckpt')
        print(f"Model saved to {save_path}")

```

ДОДАТОК Б

КОПІЯ ОПУБЛІКОВАНОЇ НАУКОВОЇ СТАТТІ

УДК 004.4

D. V. OKRUSHKO, O. O. PAVLOVA
Khmelnitskyi National University, Khmelnytskyi, Ukraine**INFORMATION SYSTEM TO SUPPORT DECISION-MAKING REGARDING THE OPTIMIZATION PROCESS OF CROP CULTIVATION USING REMOTE SENSING DATA**

This paper explores the development of an information system to support decision-making in agriculture, specifically focusing on optimizing crop production. This system leverages the power of remote sensing (RS) data, which offers valuable insights into crop health and environmental conditions from a bird's-eye view. By analyzing this data, the proposed system empowers farmers with the information they need to make informed choices throughout the agricultural season, ultimately leading to increased yields and improved resource management.

The paper commences with a compelling introduction highlighting the growing global population and its ever-increasing demand for food security. However, this demand is challenged by limitations in land and water resources, along with the pressing need for sustainable agricultural practices. The paper then emphasizes the potential of RS technology and precision agriculture techniques to address these challenges. By utilizing data collected from satellites and aerial platforms, the information system can provide farmers with a comprehensive picture of their fields, allowing them to move beyond traditional broad-acre management strategies.

The paper delves into a analysis of existing tools and software solutions designed for similar purposes. This analysis will evaluate the strengths and weaknesses of current offerings, identifying potential gaps and limitations. By understanding the existing tools, the research can ensure the proposed information system offers unique functionalities and addresses shortcomings in available tools.

Following the introduction, the paper delves into the core functionalities of the information system. It details the process of acquiring RS data from various platforms, such as Landsat, Sentinel-2, or PlanetScope satellites. Here, the discussion emphasizes the importance of selecting data with appropriate spatial and temporal resolution to capture the most relevant details for specific agricultural applications. Pre-processing techniques for handling the raw RS data are then discussed, outlining methods for removing noise and errors to ensure the accuracy of subsequent analyses. The paper then details the implementation of various algorithms for data analysis. These algorithms extract meaningful features from the pre-processed RS data, such as vegetation indices that provide insights into plant health and biomass, or other indicators that can detect potential crop stress due to nutrient deficiencies or water scarcity.

The paper subsequently explores the visualization techniques employed within the system. It emphasizes the importance of presenting the analyzed RS data in a user-friendly format that is readily understandable by farmers, even if they lack extensive technical expertise. This may involve generating informative maps that depict spatial variations in crop health across the field, or clear graphs and charts that track changes in vegetation indices over time. By presenting the data in these visual formats, farmers can easily comprehend the health and status of their crops, allowing them to identify areas that require specific attention.

Finally, the paper focuses on the decision-support capabilities of the system. It describes how the analyzed RS data translates into actionable recommendations for farmers. This may include suggestions for optimizing irrigation practices based on real-time data on crop water needs and soil moisture levels. The system can also recommend targeted nutrient application, pinpointing areas that require additional fertilizer or other amendments to ensure optimal plant growth. Additionally, the analyzed data may allow for early detection of pest or disease outbreaks, enabling farmers to take prompt action for mitigation and minimize crop losses. The potential improvement in crop yield and resource efficiency due to these data-driven decisions is then discussed. Farmers can optimize water usage, reduce fertilizer waste, and ultimately achieve higher yields with lower environmental impact.

The concluding section of the abstract summarizes the key contributions of the proposed information system. It emphasizes its potential to empower farmers with valuable insights derived from RS data, ultimately leading to more sustainable and productive agricultural practices. This system has the potential to revolutionize the agricultural sector by enabling data-driven decision making, promoting resource efficiency, and ensuring long-term food security.

Keywords: remote sensing, agriculture, decision-making, information system, crop production, optimization, yield, resource management, precision agriculture, vegetation indices, crop health, stress detection, visualization, irrigation, nutrient application, pest detection, disease outbreak, sustainability, food security.

Introduction. Problem Setting

Food security, the ability to consistently access enough safe and nutritious food, is a fundamental human right facing increasing pressure on a global scale. A confluence of factors is driving this challenge[1]:

Population Growth. The global population is projected to reach nearly 10 billion by 2050, placing a significant strain on our ability to produce enough food to meet this growing demand.

Climate Change. Rising temperatures, changing precipitation patterns, and extreme weather events driven by climate change are disrupting agricultural production and threatening crop yields. Additionally, climate change is contributing to land degradation, desertification, and salinization, further reducing arable land.

Resource Scarcity. Freshwater availability for irrigation is a growing concern, particularly in arid and semi-arid regions. Additionally, unsustainable agricultural practices have led to soil erosion and nutrient depletion, requiring more resources to maintain productivity.

Traditional agricultural practices, while providing sustenance for centuries, are no longer sufficient to meet the demands of the 21st century. The agricultural sector needs a paradigm shift towards **sustainable intensification**, focusing on producing more food with fewer resources and minimizing environmental impact.

This urgency is driving a wave of innovation in agriculture, often referred to as **precision agriculture**. Precision agriculture leverages advanced technologies like remote sensing, data analytics, and automation to gain deeper insights into crops and their environment. This allows farmers to make data-driven decisions that optimize resource use, improve crop health, and ultimately enhance yields.

While precision agriculture holds immense potential, implementing it effectively requires access to real-time, actionable data. Farmers need to move beyond traditional broad-acre management practices and gain a granular understanding of the health and status of their crops across their entire fields.

Existing methods of data collection in agriculture often rely on manual labor or limited field sensors, which can be time-consuming, expensive, and fail to provide a comprehensive picture. Therefore, a critical challenge lies in developing efficient and cost-effective methods for gathering and analyzing data that can guide informed decision-making throughout the agricultural season.

This paper proposes a novel information system that addresses this challenge by leveraging the power of remote sensing (RS) data. By analyzing RS data collected from satellites and aerial platforms, the system can provide farmers with valuable insights into various aspects of their fields, empowering them to make data-driven decisions for optimal crop production and resource management.

The Purpose of the Research. This research aims to develop a comprehensive information system that utilizes remote sensing (RS) data to support decision-making for optimizing crop cultivation. The system will empower farmers with valuable insights derived from RS data analysis, ultimately leading to increased yields, improved resource management, and sustainable agricultural practices.

Object of Research. The object of this research is the creation of an information system specifically designed for the agricultural sector. This system will bridge the gap between raw RS data and actionable insights for farmers, focusing on optimizing crop production throughout the agricultural season.

Subject of Research. The subject of this research encompasses two key areas:

Methods for processing and analyzing RS data. This involves developing algorithms and techniques to extract meaningful information from raw RS data relevant to crop health, environmental conditions, and potential stress factors.

Decision-support methodologies. This focuses on translating the analyzed RS data into actionable recommendations for farmers, such as optimizing irrigation practices, targeted nutrient application, and early detection of pest or disease outbreaks.

Research Methods. The research will employ a combination of methods to achieve its objectives: **Remote Sensing Data Acquisition:** Strategies for acquiring appropriate RS data from various platforms like satellites (Landsat, Sentinel-2) or aerial imagery will be explored, **Data Pre-processing:** Techniques to clean and prepare the raw RS data for analysis, ensuring accuracy and removing noise or errors, will be implemented, **Data Analysis:** Algorithms for extracting meaningful features from the pre-processed data will be developed. These features may include vegetation indices, crop health indicators, or stress detection based on nutrient deficiencies or water scarcity, **Data Visualization:** User-friendly methods for presenting the analyzed RS data will be established, such as generating informative maps, graphs, and charts, to facilitate comprehension for farmers, **Decision-Support Model Development:** This involves designing a system that translates the analyzed data into actionable recommendations tailored to specific crop types and environmental conditions.

Scientific Novelty of Results. This research strives to deliver novel contributions through the development of the information system. These contributions may include: advanced algorithms for efficient and accurate RS data analysis specific to agricultural applications, innovative visualization techniques that effectively communicate complex data to farmers with varying technical backgrounds, a robust decision-support model that generates precise and actionable recommendations based on real-time RS data.

Practical Significance of the Obtained Results. The information system developed in this research will offer significant practical benefits for farmers and the agricultural sector as a whole. These benefits include: increased crop yield and improved resource efficiency through data-driven decision making, enhanced farm management practices through real-time insights into crop health and environmental conditions, early detection and mitigation of pest and disease outbreaks, minimizing crop losses, promotion of sustainable agricultural practices by optimizing resource use and minimizing environmental impact.

1. Analysis of existing tools for optimization process of crop cultivation using remote sensing data.

While advancements in remote sensing technology have opened doors for data-driven agriculture, a variety of

existing tools and software solutions address crop optimization using this technology. However, translating this data into actionable decisions necessitates robust information systems. This analysis examines five existing tools designed to bridge this gap, highlighting their strengths, weaknesses, and potential areas for improvement. The key findings are summarized in a table (Table 1.1 and Table 1.2) and a chart (Figure 1.1) for clear comparison.

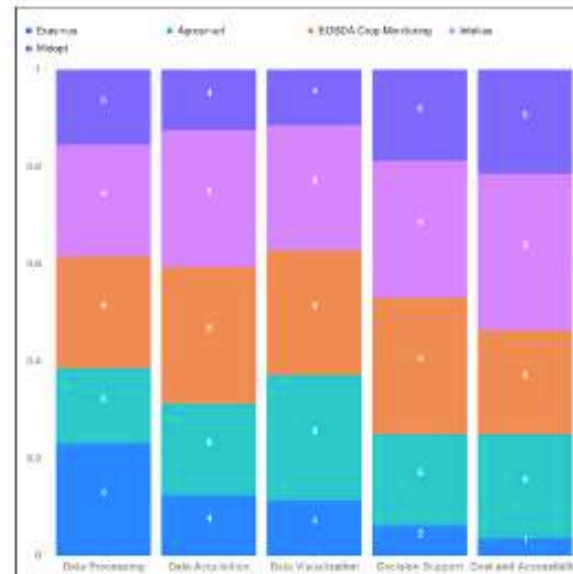


Figure 1.1 – Tool Comparison chart

Erasmus creation [12]. This is a project funded by the European Union's Horizon 2020 research and innovation program. While an exact launch date is difficult to pinpoint, project information suggests it started around 2016-2017. Erasmus primarily caters to researchers, agricultural scientists, and developers familiar with remote sensing data analysis. A research team studying drought tolerance in wheat crops might leverage Erasmus to analyze multi-temporal satellite imagery and assess crop health variations across a test field. They can utilize Erasmus' modular framework to integrate specific algorithms for vegetation index calculation and drought stress detection. Erasmus prioritizes data processing and analysis, catering to researchers and developers.

Strengths: Erasmus promotes wider accessibility for farmers and researchers with limited budgets, Users can customize functionalities by integrating specific modules based on their needs, The open-source nature fosters a collaborative community that contributes to ongoing development and troubleshooting.

Weaknesses: Setting up, operating, and customizing Erasmus requires advanced technical knowledge in data processing and remote sensing, compared to commercially developed solutions, the interface may be less intuitive for users with limited technical backgrounds, Erasmus primarily relies on users integrating compatible open-source data sources, which can require additional configuration.

Agrosmart [10]. While a precise launch date isn't readily available, **Agrosmart** seems to be a well-established company with a presence in South America and potentially other regions. **Agrosmart** is designed for farmers of all technical backgrounds, with its user-friendly interface and mobile app integration promoting accessibility. A soybean farmer in Brazil concerned about potential nutrient deficiencies in their fields can use **Agrosmart**. The farmer uploads high-resolution satellite imagery of their fields, and **Agrosmart** analyzes the data to generate insights on crop health and potential nutrient deficiencies. Based on these insights, the farmer can make informed decisions about targeted fertilizer application to optimize yield. **Agrosmart** prioritizes user-friendliness and readily available recommendations for farmers.

Strengths: Agrosmart prioritizes ease of use with a visually appealing and intuitive interface, The system readily provides farmers with clear recommendations for irrigation, fertilization, and pest control based on analyzed data, Agrosmart offers a mobile app for on-the-go field monitoring and access to crop health insights.

Weaknesses: Farmers need to pay a subscription fee to access Agrosmart's functionalities, potentially posing a barrier for some, Information regarding the specific algorithms and data sources used might be limited, making it challenging to fully understand the basis for the generated recommendations. While actionable, Agrosmart's recommendations may be less customized compared to solutions offering more in-depth data analysis.

EOSDA Crop Monitoring [14]. EOSDA is a geospatial analytics company founded in 2015. EOSDA Crop Monitoring is one of their agricultural product offerings. EOSDA Crop Monitoring targets farms of various sizes, with their tiered subscription plans catering to different data needs and farm acreage. A large-scale corn producer in the United States can utilize EOSDA Crop Monitoring. The producer subscribes to a plan that offers high-resolution satellite imagery

and advanced AI-powered yield prediction. EOSDA's system analyzes data throughout the growing season, providing insights on potential yield variations across different zones within the vast cornfields. This allows the producer to strategically allocate resources like irrigation and fertilizer to maximize overall yield. EOSDA focuses on advanced analytics and AI-powered insights, potentially requiring more technical knowledge for interpretation.

Strengths: EOSDA leverages cutting-edge AI and machine learning for data analysis, potentially offering higher accuracy in yield predictions and stress detection. The system is accessible from any device with an internet connection, eliminating the need for local software installation. EOSDA offers various subscription tiers catering to different farm sizes and data needs.

Weaknesses: The multiple subscription options might be confusing for some farmers, requiring them to carefully select the plan that best suits their needs. While some customization might be available, EOSDA prioritizes pre-built models and may offer less flexibility than completely user-customizable solutions. EOSDA's reliance on AI models might require some technical understanding from users to interpret the generated insights effectively.

Intelias [8]. Intelias is a software development company founded in 2009. While an exact launch date for their agricultural solutions is unavailable, their experience suggests a strong presence in the geospatial and agricultural technology sectors. Intelias targets large-scale farms, agricultural enterprises, and government agencies seeking highly customized solutions for crop optimization. Their services likely cater to users with a designated IT team or technical personnel to manage the custom system. A government agency in charge of managing agricultural land for smallholder farmers in Africa might partner with Intelias. Intelias would develop a custom solution that integrates with various data sources, including satellite imagery, weather data, and soil maps. This system would provide smallholder farmers with targeted recommendations on crop selection, planting times, and resource allocation based on their specific land characteristics and local weather conditions. Intelias prioritizes custom-built solutions for individual farm needs, offering comprehensive control over functionalities.

Strengths: Intelias offers custom-developed solutions tailored to specific farm needs, crop types, and data requirements. This level of customization ensures the system perfectly aligns with the user's unique situation. Farmers have a high degree of control over the functionalities and data analysis algorithms utilized within their custom-built system. Intelias can generate highly specific recommendations based on the customized analysis, potentially leading to more targeted interventions for improving crop health.

Weaknesses: Custom development can be significantly more expensive compared to pre-built solutions with fixed subscription fees. Developing a custom solution from scratch can take longer than subscribing to a readily available tool. Effective utilization of a custom-built system might necessitate technical knowledge or ongoing support from Intelias.

Midopt [9]. Similar to Intelias, specific details about Midopt's founding date are limited. Their focus on optimization algorithms suggests expertise in the agricultural technology and decision-support systems domain. Midopt likely targets medium to large-scale farms seeking to optimize resource allocation for maximizing yield. A dairy farm facing rising costs for water and fertilizer might utilize Midopt. The farm uploads data on their past crop yields, resource allocation history, and soil characteristics. Midopt's system analyzes this data and suggests optimized resource allocation strategies for the upcoming growing season. This could involve recommendations on water usage per field zone or fertilizer application rates based on predicted crop needs. Midopt prioritizes resource optimization using advanced algorithms, potentially requiring training for effective utilization.

Strengths: Midopt focuses on leveraging optimization algorithms to suggest resource allocation strategies for maximizing yield. This can be particularly beneficial for farms with limited resources. Midopt provides training programs to help users understand and effectively utilize the system's functionalities. Midopt prioritizes optimizing resource allocation, potentially leading to cost savings and reduced environmental impact.

Weaknesses: Compared to solutions focused on comprehensive crop health analysis, Midopt might offer less detailed information on specific plant stress factors or disease risks. Midopt might prioritize suggesting optimal resource allocation strategies over providing readily actionable recommendations for farm practices like irrigation or fertilization. This may require additional planning and decision-making from the farmer based on the suggested resource allocation. Limited information is available regarding the user interface and data visualization capabilities of Midopt. This makes it difficult to assess how user-friendly the system is for farmers with varying technical backgrounds.

In conclusion, the extended comparison highlights the strengths and weaknesses of each decision-support tool. Erasmus offers a powerful open-source framework but requires technical expertise. Agrosmart prioritizes user-friendliness but comes with a subscription fee. EOSDA leverages advanced AI for analysis but might have a complex pricing structure. Intelias provides highly customized solutions but at a higher cost and development time. Midopt focuses on resource optimization with training programs but may offer less comprehensive crop health insights.

Table 1.1 - Comparison of Decision-Support Tools for Crop Optimization (features).

Tool name	Focus	Cost and accessibility	Technical expertise
Erasmus	Open-source data processing and analysis	Free and open source	Requires advanced technical knowledge

Aerosmart	User-friendly recommendations	Subscription based model	User-friendly with for farmers
EOSDA	AI powered insight and yield prediction	Subscription based with various tiers.	Requires some technical skills for advanced features
Intelias	Customizable solutions	Custom development cost (pay as you go).	High level of technical skills needed for customization
Midont	Resource optimization	Subscription based with training courses.	Required training for effective use.

Table 1.2 - Comparison of Decision-Support Tools for Crop Optimization (work with data).

Tool name	Data acquisition	Data processing	Data visualization	Decision support
Erasmus	Limited to compatible open-source data sources	User manages pre-processing data and analysis algorithms	Basic visualization tools provided	Requires expertise to interpret analysis results
Aerosmart	Integrates with various platform (may require additional setup)	Pre-processing included, limited customization for analysis algorithms	User-friendly interface with interactive maps, graphs and charts.	Offers actionable recommendations for various farm practices
EOSDA	Offers data acquisition as part of the service	Advanced AI and machine learning for data analysis.	Advanced visualization options with customization capabilities.	AI powered insights with yield prediction and targeted recommendations
Intelias	Custom integrations with desired platforms	Extensive customization for pre-processing data and analysis algorithms	Highly customizable dashboards and reports	Comprehensive recommendations tailored to specific farm needs
Midont	Limited data source options	Focuses on optimization algorithms, limited crop health analysis	Limited visualization options	Focuses on resource allocation recommendations for optimal yield

2. Crop monitoring workflow.

In the article [3] explores the use of remote sensing and Geographic Information Systems (GIS) in agriculture. The use of remote sensing and Geographic Information Systems (GIS) in agriculture has revolutionized the way farmers manage crops. As explored in the article [23], remote sensing platforms such as satellites, drones, and unmanned aerial vehicles (UAVs) provide multi-spectral and hyperspectral imagery that can be used to monitor crop health over time. Below is an extended workflow for crop monitoring using these technologies.

Key Stages of Crop Monitoring Workflow (Figure 1.2): Data Collection, Data Pre-Processing, Feature Extraction and Indices Calculation, Data Integration with GIS, Crop Health Assessment and Analytics, Decision Support Systems (DSS), Visualization and Reporting, Feedback Loop.

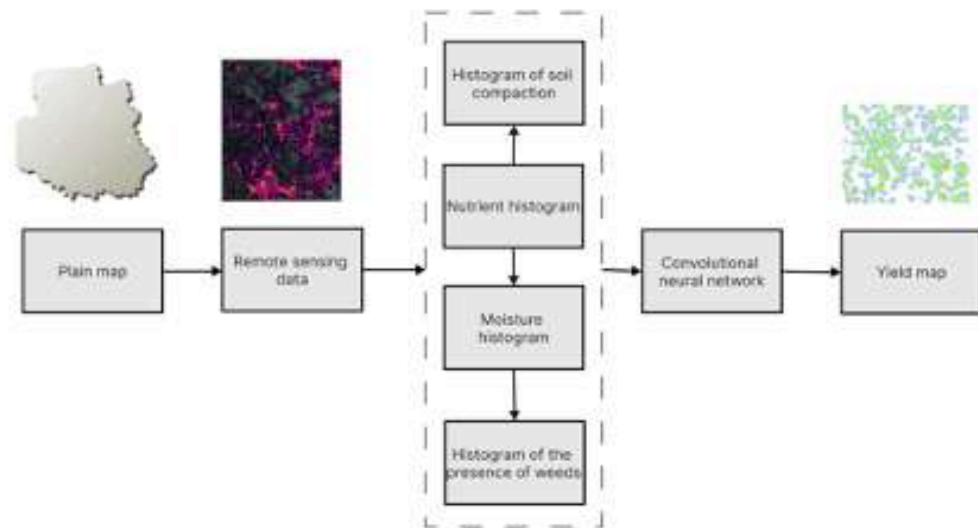


Figure 1.2- A list of necessary skills describing a person

Data Collection with Plain map. This stage focuses on collecting raw data from various sources. The plain map acts as the foundation for geographic reference. It provides boundaries for fields, spatial markers, and helps geo reference other datasets such as sensor readings or remote sensing imagery. Remote sensing data, collected from satellites (e.g., NASA's Landsat, MODIS) or drones, provides real-time information on crops, soil, and environmental conditions.

Using Google Earth API and NASA data (Landsat, MODIS) from 2012 to today. **Field Sensors:** soil compaction sensors, moisture sensors, nutrient sensors. **Historical Data:** Previous crop yields, weather data. We can collect from remote sensing data such as Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), moisture content, and soil compaction indicators.

NDVI (Normalized Difference Vegetation Index)

$$NDVI = \frac{(NIR + RED)}{(NIR - RED)}$$

where:

- NIR is the reflectance in the near-infrared spectrum (which is strongly reflected by healthy vegetation).
- RED is the reflectance in the red spectrum (which is absorbed by chlorophyll).

Also, we can use SAVI. It improves vegetation detection in semi-arid regions where the soil has significant reflectance. SAVI adjusts NDVI to account for the influence of soil reflectance, which can impact vegetation indices in areas with sparse vegetation.

SAVI (Soil Adjusted Vegetation Index)

$$SAVI = \frac{(NIR - RED)}{(NIR + RED + L)} \times (1 + L)$$

where:

- NIR is the reflectance in the near-infrared spectrum.
- RED is the reflectance in the red spectrum.
- L is a soil brightness correction factor (usually set to 0.5).

For a areas with high biomass we can use EVI. EVI is an improvement over NDVI, providing better sensitivity in areas with high biomass and correcting for atmospheric influences and background noise from soil.

EVI (Enhanced Vegetation Index)

$$EVI = G \times \frac{(NIR - RED)}{(NIR + C_1 \times RED - C_2 \times BLUE + L)}$$

where:

- NIR, RD, and BLUE are the reflectance values in the respective bands.
- G is a gain factor (usually set to 2.5).

- C_1 and C_2 are coefficients to correct for atmospheric effects (usually 6 and 7.5).
- L is a canopy background adjustment (typically set to 1).

Data Pre-Processing. The raw data often contains noise and errors caused by atmospheric interference, sensor limitations, or inconsistencies in data acquisition. Data cleaning and preparation are essential to remove noise and outliers from raw data. Techniques such as median filtering, interpolation, and smoothing are applied to sensor data and satellite imagery. The preprocessing stage involves: Radiometric calibration, Geometric correction, Cloud masking.

We can use median filter to smooth NDVI, temperature and moisture. The median filter is a non-linear filter used to reduce noise by replacing each value with the median of its neighboring values. This is particularly effective for removing outliers or spikes from sensor data like NDVI, soil moisture, and temperature.

Median Filter (for noise reduction in sensor data)

$$y[i] = \text{median}(x[i - k], \dots, x[i + k])$$

where:

- $y[i]$ is the filtered value at index i .
- $x[i-k], \dots, x[i+k]$ are the neighboring data points within a window size k .

The simple moving average smooths time-series data by averaging the last n values. This can help to reduce short-term fluctuations, making long-term trends more visible.

Simple Moving Average (for smoothing data)

$$SMA_n = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} x_{t-i}$$

where:

- SMA_n is the simple moving average over the last n observations.
- x_{t-i} the individual data points at $t-i$.

Feature Extraction and build histograms. List of histograms: Histogram of Soil Compaction, Nutrient Histogram, Moisture Histogram, Histogram of the Presence of Weeds. After preprocessing, the data is analyzed to extract meaningful features about crop health. The next step involves creating a histogram of soil compaction based on remote sensing data or field data from compaction sensors. Compaction influences the ability of plant roots to absorb water and nutrients. We need to calculate the compaction index based on soil penetration resistance measurements. This formula helps quantify soil compaction at various depths.

Histogram of Soil Compaction. Soil Compaction Index (SCI)

$$SCI = \frac{\text{Force applied (N)}}{\text{Area of Penetrometer tip (cm}^2\text{)}}$$

Since sensor data is often sparse, we can use Kriging to interpolate soil compaction measurements across the field.

$$\hat{Z}(s_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(s_i)$$

where:

- $\hat{Z}(s_0)$ is the estimated value at the unknown location s_0 .
- $Z(s_i)$ are the known values at the sampled locations.
- λ_i are the Kriging weights, which are determined based on the spatial correlation between the known data points.

Nutrient Histogram. Nutrient availability (such as nitrogen, phosphorus, and potassium) is crucial for crop health. Data can be collected via soil sensors or remote sensing data with spectral analysis. Nutrient levels will be visualized as histograms.

Nutrient Index Calculation. : If spectral data is available, indices such as the Nitrogen Reflectance Index (NRI) can be calculated.

$$NRI = \frac{\text{Reflectance}_R - \text{Reflectance}_G}{\text{Reflectance}_R + \text{Reflectance}_G}$$

where R and G represent red and green spectral bands.

To model spatial variability in nutrient levels, Gaussian Process Regression (GPR) is a suitable tool. It can account for spatial dependencies and provide a probabilistic estimate of nutrient levels across a field.

$$f(x) \sim GP(m(x), k(x, x^*))$$

where $m(x)$ is the mean function and $k(x, x^*)$ is the covariance function between any two input points x and x^* .

In case of outlier nutrient readings, statistical outlier detection like Z-score or IQR methods can be used to clean data. A data point is considered an outlier if its Z-score is greater than a certain threshold, typically $Z > 3$.

Outlier Detection

$$Z = \frac{x - \mu}{\sigma}$$

where:

- x is the data point.
- μ is the mean of the dataset.
- σ is the standard deviation of the dataset.

Moisture Histogram. Soil moisture data is key to determining water availability for crops. We will collect this data using soil moisture sensors or satellite remote sensing platforms such as SMAP.

Soil Moisture Index (SMI). This index normalizes soil moisture levels between minimum and maximum values.

$$SMI = \frac{Moisture\ Content - Min\ Moisture}{Max\ Moisture - Min\ Moisture}$$

Also, we can apply here Savitzky-Golay Filter. The Savitzky-Golay filter works by fitting a **polynomial** to a moving window of data points and then evaluating this polynomial at a single point to estimate the smoothed value.

$$\hat{y}(n) = \sum_{k=-m}^m c_k x(n+k)$$

where:

- $\hat{y}(n)$ is the smoothed value at time point n .
- $x(n+k)$ are the original data points within the window, centered at n .
- m is half the window size (so the total window is $2m+1$).
- c_k are the convolution coefficients derived from a least-squares fit of a polynomial to the data.

Histogram of the Presence of Weeds. Remote sensing data, particularly from multi-spectral or hyperspectral imagery, can be used to detect weeds. The vegetation indices differ between crops and weeds due to their different reflectance characteristics. The presence of weeds is represented as a histogram. We can use thresholding techniques on the NDVI or Green Vegetation Index (GVI) to identify areas with weeds.

$$NDVI_{threshold} = 0.2$$

NDVI values lower than the threshold can indicate weed presence, as weeds often have lower NDVI values compared to healthy crops.

For a more robust weed detection approach, Random Forest can be trained using labeled remote sensing data to distinguish between crops and weeds.

$$f(x) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N T_i(x)$$

Where:

- $T_i(x)$ is the i -th decision tree
- N is the total number of trees in the forest.

Data Integration with GIS. GIS (Geographic Information Systems) allow for spatial mapping of the extracted features. All data from different sources (remote sensing, field sensors) are georeferenced to ensure proper spatial alignment. Ensuring that sensor data and satellite imagery align with geographic coordinates of the fields. Combine NDVI maps, soil moisture data, nutrient levels, and other features to build a complete field model. Use GIS tools helps to identify spatial patterns in data (e.g., compaction areas, moisture gradients, etc.). GIS helps in tracking crop health at different spatial scales, allowing farmers to visualize problem areas within a field, compare temporal changes, and make decisions on a localized level.

Crop Health Assessment and Analytics. Crop health is evaluated using vegetation indices, moisture levels, and nutrient availability. This step focuses on diagnosing areas of the field that may need attention, such as nutrient deficiencies or high soil compaction.

At this stage we can apply Linear Regression to predict future yield based on extracted features.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n$$

where:

- Y is the predicted yield.
- β_0 is the intercept (constant term).
- $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ are the coefficients corresponding to the features X_1, X_2, \dots, X_n .
- X_1, X_2, \dots, X_n are the input variables, such as NDVI, soil moisture, temperature, etc.

Linear regression is used to model the relationship between multiple features and the predicted yield. The model assigns weights (coefficients) to each feature to predict the outcome (yield) based on input data.

For example yield production due to water stress.

$$Y = Y_{max} \times (1 - K_s \times D)$$

where:

- Y_{max} is the potential yield without water stress.
- K_s is a crop-specific sensitivity coefficient to water stress.
- D is the water deficit ratio.

This formula models the reduction in crop yield due to water stress. The potential yield is reduced proportionally to the crop's sensitivity to water stress and the severity of the water deficit.

After generating the histograms, we feed them into a convolutional neural network to predict the final yield map. CNNs can automatically learn relevant features from the input histograms (such as moisture, soil compaction, nutrient levels, etc.). The CNN will have multiple layers, including convolutional layers, pooling layers, and fully connected layers. The key idea is to allow the network to learn spatial hierarchies in the input data.

Convolution Operation:

$$y[i, j] = \sum_m \sum_n x[i + m, j + n] \cdot w[m, n]$$

where :

- $x[i, j]$ is the input data
- $w[m, n]$ is the filter (or kernel) applied to the input data.

When training the CNN use backpropagation with the Adam optimizer to minimize the Mean Squared Error (MSE) between predicted yield and actual yield.

MSE Formula:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

where:

- y_i is the actual yield
- \hat{y}_i is the predicted yield.

Evaluation and Testing. To assess the accuracy of the entire system, we will evaluate it using Root-Mean-Square Error (RMSE), cross-validation.

RMSE:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

This metric helps measure the error between predicted and actual yield.

Also we will use k-fold cross-validation and test the model multiple times to ensure robustness and avoid overfitting.

Decision Support Systems (DSS). DSS tools take processed data and provide farmers with actionable insights, such as:

Optimized irrigation schedules based on soil moisture data and weather forecast, Fertilizer application rates, tailored to soil nutrient deficiencies detected through remote sensing, Pest or disease outbreak warnings, allowing farmers to take preventive action before damage occurs.

DSS also provides variable rate application (VRA) maps, which help farmers apply inputs (e.g., fertilizers, pesticides) in variable amounts across different sections of the field based on specific needs.

Visualization and Reporting. Once the analysis is complete, visualization tools are used to present data in an intuitive and actionable format. Heatmaps, yield maps, and histograms provide a visual representation of crop health, soil conditions, and predicted yield. The analyzed data and recommendations are visualized in user-friendly formats, such as yield maps, heat maps, or 3D field models. These visualizations help farmers understand the condition of their fields at a glance. Data is shared with farmers via mobile applications or cloud platforms, allowing for real-time monitoring and decision-making. Farmers can use this information to implement precision agriculture practices, such as targeted irrigation or nutrient management, which optimize input use and maximize yields.

At this stage we can calculate yield Increase for farmers and visualise it.

Formula for Yield Increase Based on Crop Health Indicators:

$$\Delta Y = a_0 + a_1 \times \Delta NDVI + a_2 \times \Delta Moisture + a_3 \times \Delta Nutrients + a_4 \times \Delta Temperature + \dots + a_n \times \Delta Feature_n$$

where:

- ΔY is the predicted change in yield (yield increase or decrease).
- a_0 is the intercept term or baseline yield (without any improvements).
- a_1, a_2, \dots, a_n are the coefficients (weights) for each crop health indicator, representing how strongly each indicator affects the yield.
- $\Delta NDVI$ is the change in the Normalized Difference Vegetation Index.
- $\Delta Moisture$ is the change in soil moisture levels (e.g., from soil moisture sensors).
- $\Delta Nutrients$ is the change in nutrient levels (e.g., nitrogen, phosphorus, potassium).
- $\Delta Temperature$ is the change in temperature (e.g., average or extreme temperatures affecting crop growth).
- $\Delta Feature$ are other factors that can affect yield, such as soil pH, humidity, crop-specific stress factors, weed presence, or any additional data from sensors or indices.

Feedback Loop. The final step is closing the feedback loop. After each growing season, the actual outcomes (yields, crop health) are compared to the model's predictions. This helps improve the system over time through machine learning techniques like CNN and parameter tuning.

3. Expects result of using system to support decision-making

For expected results we need to build charts, that will help demonstrate how the system can enhance decision-making by providing insights into crop health, yield predictions, resource management, and more. Below are some suggested charts, along with detailed descriptions of their purpose and design.

The first chart will be - Yield Prediction vs. Actual Yield (Figure 1.3).

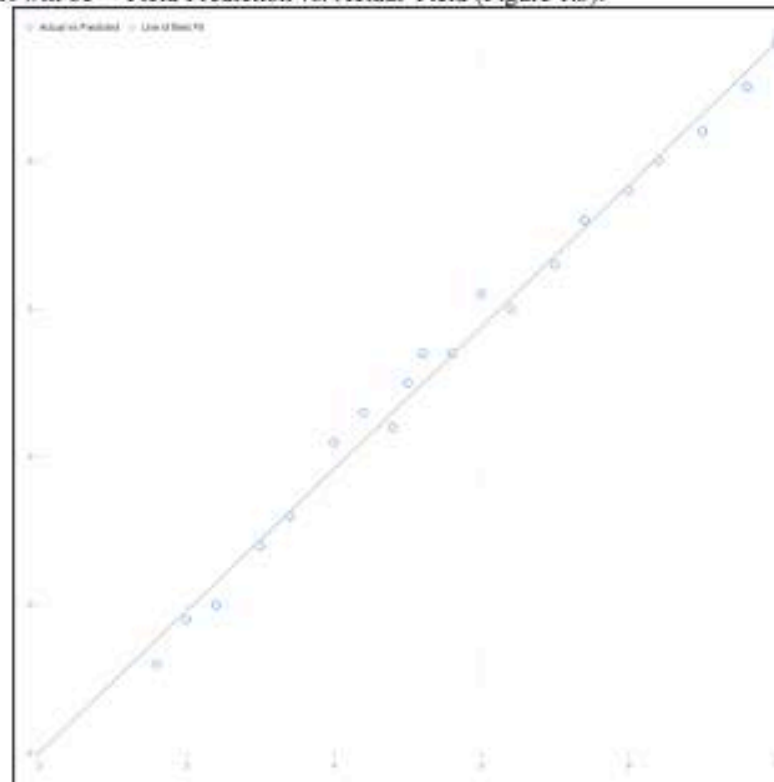


Figure 1.3 - Yield Prediction vs. Actual Yield

This chart shows the predicted yield from your system compared to the actual yield collected from the field. A scatter plot is used to represent each field or data point, with a line of best fit showing the overall accuracy of the predictions.

The purpose is: to visually demonstrate the accuracy of the system's yield prediction model, it highlights the system's ability to predict crop yield based on factors like NDVI, soil moisture, nutrients, etc. a well-fitting line shows that the model's predictions are closely aligned with actual yield, thus validating its use for decision-making.

The next chart will be Crop Health Heatmap (Figure 1.4).

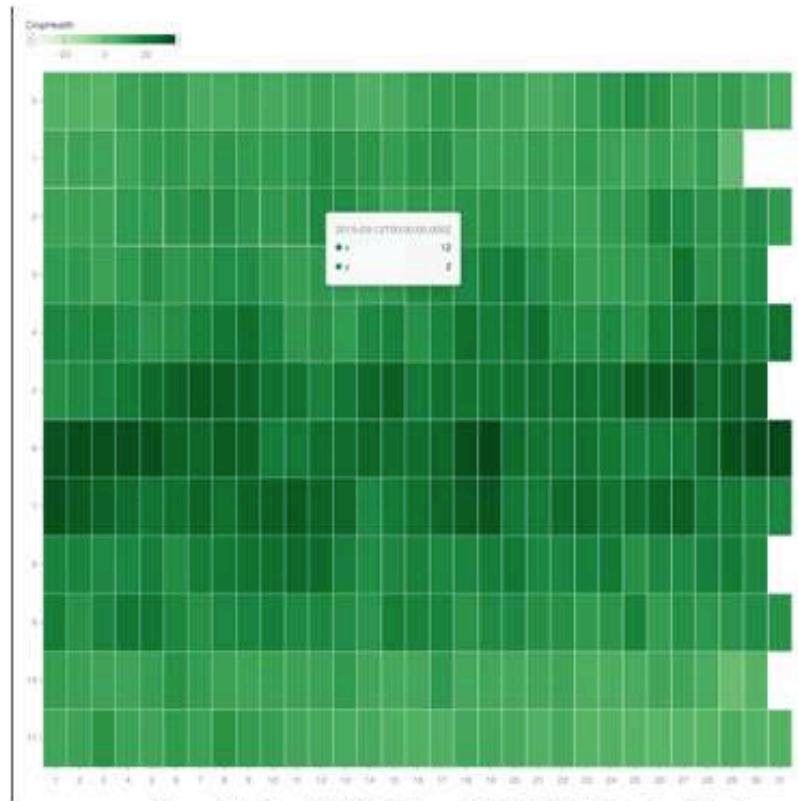


Figure 1.4 - Crop Health Heatmap (NDVI Distribution Over Time)

A heatmap that visualizes the changes in NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) across time, providing a clear view of crop health. The color gradient will indicate areas of the field with varying levels of vegetation health (from poor to excellent). The purpose is: to show how crop health evolves over time based on NDVI readings, helps farmers identify specific areas of the field that may require attention (e.g., irrigation, fertilization). This chart is useful for decision-making related to resource allocation (e.g., identifying high-stress zones).

The next one is Water Use Efficiency (WUE) (Figure 1.5)

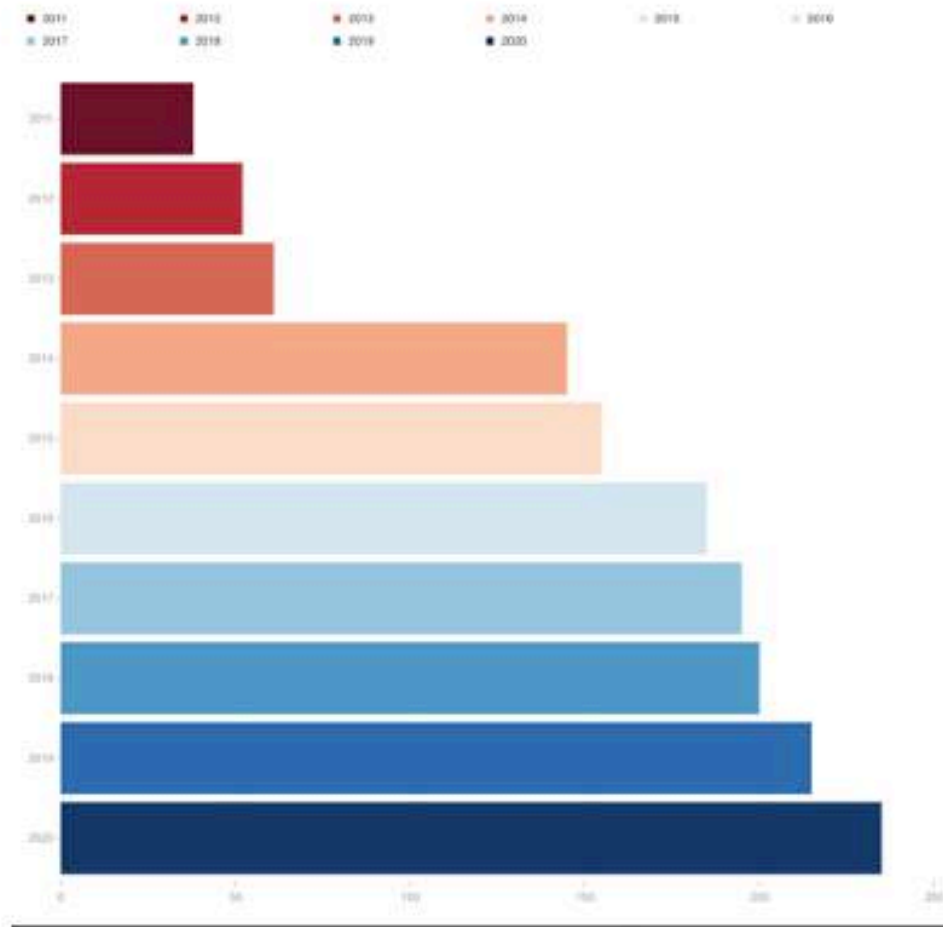


Figure 1.5 - Water Use Efficiency

A bar chart comparing the Water Use Efficiency (WUE) before and after implementing the decision-support system. WUE is calculated as the yield per unit of water used.

The Purpose is: To visually highlight how the system optimizes water usage, Demonstrates that farmers can achieve higher yields with less water after using the system for irrigation decision-making, Helps in promoting sustainable farming practices by showing improvements in resource efficiency.

The next chart will be Fertilizer Use Efficiency (FUE) (Figure 1.6)



Figure 1.6 - Fertilizer Use Efficiency

This chart that shows how Fertilizer Use Efficiency (FUE) changes over time. FUE measures the yield increase per unit of fertilizer applied and helps monitor how efficiently fertilizer inputs are being used.

The purpose is: To show how the decision-making system optimizes fertilizer use over time, Demonstrates that farmers can achieve higher yields with targeted and efficient fertilizer application based on sensor and remote sensing data, A rising trend would indicate improved fertilizer efficiency.

The next chart is Soil Moisture Histogram (Figure 1.7 – Figure 1.8)



Figure 1.7 - Soil Moisture Histogram (Before System Use)



Figure 1.8 - Soil Moisture Histogram (After System Use)

A chart showing the distribution of soil moisture levels before and after using the decision-support system. The chart will visualize how soil moisture is more evenly distributed after the system's recommendations for irrigation.

The Purpose is: To show how the system optimizes soil moisture distribution across a field, Demonstrates the system's impact on balancing irrigation to avoid over- or under-watering, Can help justify the system's value in improving water management for farmers.

The next chart and more interested is Resource Allocation Map (Figure 1.9)



Figure 1.9 - Resource Allocation Map (GIS Map with Variable Rate Application Zones)

A GIS map showing different zones within the field that require variable amounts of resources (e.g., water, fertilizer) based on the system's decision-making outputs. Each zone is color-coded according to the recommended input level (low, medium, high)

The purpose is :To visually demonstrate how the system allocates resources efficiently based on crop health and soil conditions, Helps in planning variable rate application (VRA) of inputs such as water and fertilizer, reducing waste and increasing yield, Provides farmers with a clear visual guide for applying resources in different areas of their field.

The next chart is Yield Increase Indicator (Figure 1.10)



Figure 1.10 - Yield Increase (Yield Improvement)

This chart comparing the crop yield before and after implementing the decision-support system. Each bar represents the yield for a given field or crop type, showing the percentage increase after using the system.

The purpose is: To clearly demonstrate the yield increase that farmers can expect after using the system, Highlights the impact of the system on improving overall crop productivity, Useful for convincing stakeholders of the system's effectiveness.

These charts will help visually demonstrate how the decision-support system benefits farmers by optimizing resource use, improving crop health, increasing yield, and enhancing predictive accuracy. Each chart provides a clear view of the system's impact and helps in justifying its adoption for better decision-making in agriculture.

Conclusions:

In summary, the crop monitoring workflow begins with remote sensing and GIS integration, offering invaluable insights into crop health and field variability. By utilizing vegetation indices such as NDVI, SAVI, and EVI, the system provides an accurate assessment of crop vigor, enabling farmers to monitor changes in real time. The integration of machine learning models further enhances this process, allowing for the precise prediction of crop yields, the detection of pest infestations, and the optimization of resource allocation based on data-driven insights.

The workflow's decision-making capabilities extend beyond monitoring, by offering actionable recommendations through Decision Support Systems (DSS). These systems advise on optimal irrigation schedules, fertilizer application rates, and pest control measures, leading to increased productivity while minimizing water and fertilizer waste. The improvements in Water Use Efficiency (WUE) and Fertilizer Use Efficiency (FUE) clearly demonstrate the system's ability to enhance resource utilization, leading to higher yields with less environmental impact.

The integration of feedback loops into the system allows for continuous refinement of management practices. By incorporating real-time data and analyzing historical performance, farmers can iteratively improve crop management strategies, ensuring that precision agriculture is not only effective but also sustainable in the long term. This approach aligns with the growing need for sustainable farming practices that address the challenges of climate change, resource scarcity, and food security.

In conclusion, this crop monitoring and decision-support system equips farmers with the tools necessary to make informed, data-driven decisions, which ultimately increases yields, improves resource efficiency, and reduces the environmental footprint of agriculture. The adoption of such systems ensures that modern agriculture can meet the demands of a growing population while preserving the ecological balance.

References

1. How 'Glowing' plants could help scientists predict flash drought. - Resource: <https://www.nasa.gov/earth/how-glowing-plants-could-help-scientists-predict-flash-drought/>
2. Food and Agriculture Organization of the United Nations. Crops and livestock products. - Resource: <https://www.fao.org/faostat/en/#data/QCL>
3. Food and Agriculture Organization of the United Nations. Food lose and waste database. - Resource: <https://www.fao.org/platform-food-loss-waste/flw-data/en/>
4. Food and Agriculture Organization of the United Nations. Land use. - Resource: <https://www.fao.org/faostat/en/#data/RL>
5. Combining remote sensing data and machine learning to predict crop yield. Stanford. - Resource: <https://sustain.stanford.edu/crop-yield-analysis>
6. Google Earths engine. - Resource: <https://code.earthengine.google.com/>
7. National Agricultural Statistics Service. - Resource: <https://quickstats.nass.usda.gov/>
8. Applications of GIS in Agriculture for Predictability & Sustainable Growth. - Resource: <https://intellias.com/gis-in-agriculture/>
9. MIDOPT TRAINING. Optical system. - Resource: <https://midopt.com/training/>
10. Food systems transition: the key to solve the Climate crises. Agrosmart. - Resource: <https://agrosmart.com.br/eng/>
11. Digital farming. - Resource: <https://agriculture.basf.com/global/en/business-areas/digital-farming.html>
12. Public documents, results and outcomes of the FIELDS project. - Resource: <https://www.erasmus-fields.eu/documents/>
13. Crop yield Prediction with Deep Learning. - Resource: https://github.com/JiaxuanYou/crop_yield_prediction?tab=readme-ov-file#crop-yield-prediction-with-deep-learning
14. Vegetation Indices to Drive Digital Agri Solutions. - Resource: <https://eos.com/blog/vegetation-indices/>
15. KOMPSAT 3/3A Satellite Images. - Resource: <https://eos.com/find-satellite/kompsat-3-3a/>
16. The Platform for 3D Geospatial. - Resource: <https://cesium.com/platform/cesiumjs/>
17. Landviewer. - Resource: <https://eos.com/landviewer/>
18. Martin Kleemann Designing Data-Intensive Applications/ Martin Kleemann, 2017. - 35 p.
19. Climate change and global food security. - Resource: <https://science.org/content/article/food-and-farming-could-stymie-climate-efforts-researchers-say>
20. P.P. Lopatin, A.O. Babenko, V.I. Shevchenko, O.V. Moroz, V.M. Glukhoy, O.M. Kovalchuk. Use of Earth remote sensing data to assess the condition of winter rapeseed crops in the conditions of the Forest Steppe of Ukraine // Biological systems. - Resource: <https://www.mdpi.com/2073-445X/13/2/126>
21. Mark Sabini, Gili Rusak and Brad Ross. Understanding Satellite-Imagery-Based Crop Yield Predictions. - Stanford University, 2017. - 4p.
22. Filed analytics. - Resource: <https://www0.efcsystems.com/cgi-bin/login.cgi>
23. ARSET - Satellite Remote Sensing for Agricultural Applications. - Resource: <https://appliedsciences.nasa.gov/get-involved/training/english/arset-satellite-remote-sensing-agricultural-applications>
24. Stekloy V.K. Information System: Textbook for Students of Higher Educational Institutions in the Direction of "Telecommunications" / V.K. Stekloy, L. Berckman. - K.: Tekhnika, 2014. - 792 p.
25. Erasmus Guide. - Resource: <https://erasmus-plus.ec.europa.eu/erasmus-programme-guide>

Okrushko Dmytro – student, Khmelnyski National University, Khmelnyski, Ukraine.

e-mail: okrdima@gmail.com

<https://orcid.org/0009-0007-6496-6436>

Pavlova Olga Oleksandriyva – Associate professor of the department, Khmelnyski National University, Khmelnyski, Ukraine.

e-mail: pavlova.o@khmnu.edu.ua,

<https://orcid.org/0000-0001-7019-0354>, Scopus author ID: 57218181382,

<https://scholar.google.com.ua/citations?user=sQfkv30AAAAJ&hl=uk>

ДОДАТОК В

ПРЕЗЕНТАЦІЯ ДО ЗАХИСТУ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ



•••••

ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА ДЛЯ ТОЧНОГО ЗЕМЛЕРОБСТВА З ВИКОРИСТАННЯМ ДАТЧИКІВ ТА ІОТ

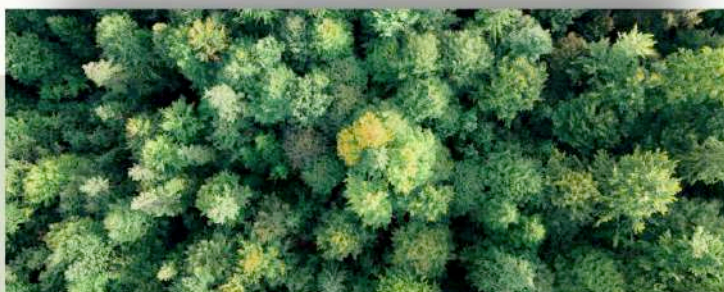
Виконав:
Дмитро Окрушко, група ІСТм23-1
Керівник:
PhD, Ольга Павлова



Вступ

Актуальність: Точне землеробство є основою ефективного використання ресурсів у сільському господарстві

Мета: Розробка інформаційної системи для збору, обробки та аналізу даних, отриманих з IoT-сенсорів, з метою підтримки прийняття рішень у точному землеробстві





Завдання дослідження

- Провести аналіз вимог для впровадження IoT у точному землеробстві.
- Дослідити методи обробки агрономічних даних.
- Розробити архітектуру програмного забезпечення.
- Впровадити візуалізацію даних для прийняття рішень.
- Оцінити ефективність розробленої системи.



Наукова новизна



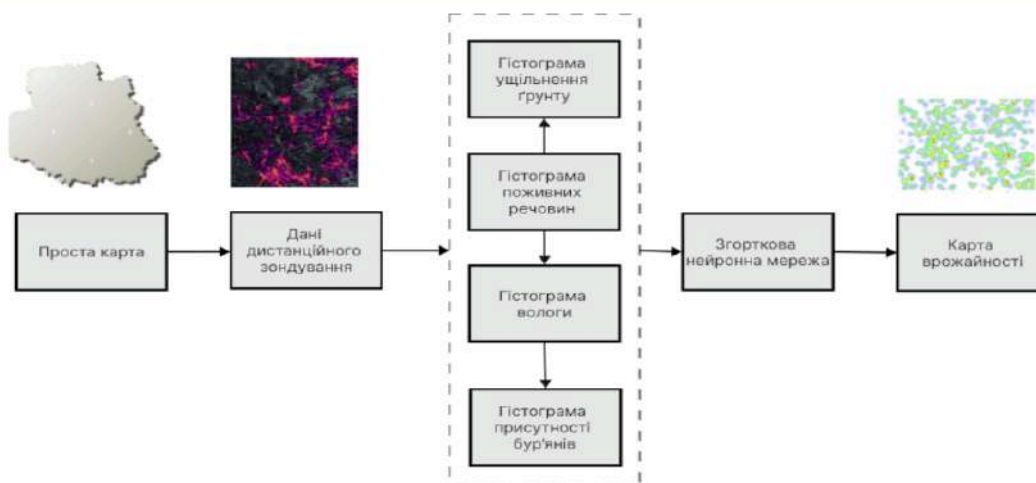
- Інтеграція IoT-сенсорів із супутниковими даними (NDVI, GNDVI) для точного прогнозування стану ґрунту і врожайності.
- Оптимізація агротехнічних ресурсів на основі прогнозних моделей і сенсорних даних в режимі реального часу.
- Модульна архітектура інформаційної системи для обробки та аналізу багатоджерельних даних.



Методи та технології

- Дані: IoT-сенсори (вологість, температура, рівень освітленості), супутникові знімки.
- Обробка: Фільтрація шумів, нормалізація даних.
- Аналіз: Використання індексів NDVI, GNDVI для оцінки стану посівів.
- Технології: Python, TensorFlow для аналізу; GIS для картографії, JS для інфраструктури та інтерфейсу, Pinecone - вектора база даних, InfluxDB - як база даних для зберігання даних з сенсорів.

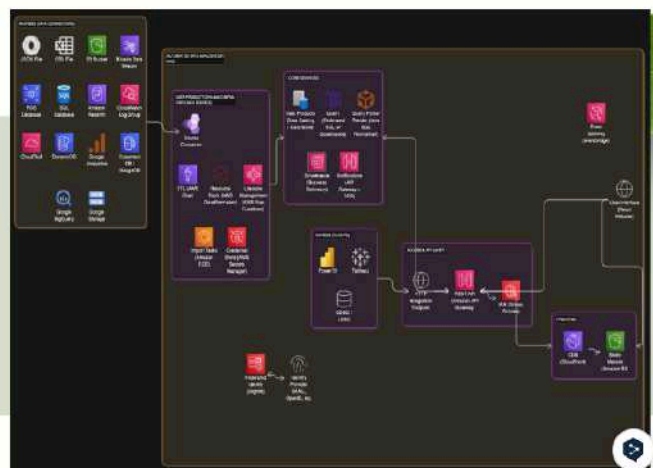
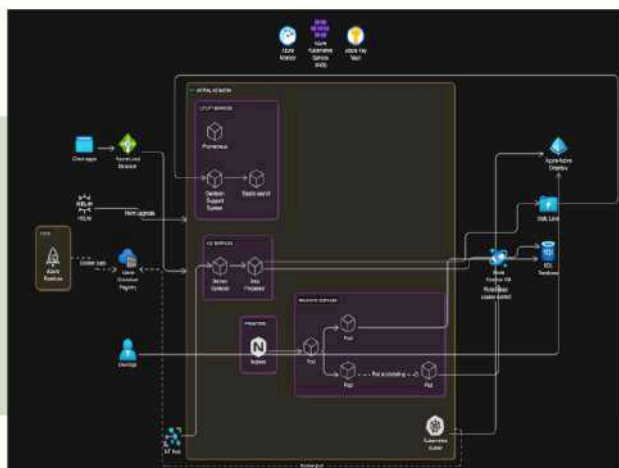
Методи та технології



Архітектура та компоненти системи

- Модуль збору даних (сенсори IoT, API для підключення дронів та супутників)
- Модуль обробки даних (фільтрація даних, розрахунок індексів)
- Модуль управління пристроями (керування, планування)
- Модуль візуалізації даних (інтерактивні карти, графіки)
- Модуль прийняття рішень (генерація рекомендацій)

Архітектура та компоненти системи



Результати дослідження

Карти **NDVI** та **NDMI** показують стан культур і допомагають визначити проблемні ділянки.



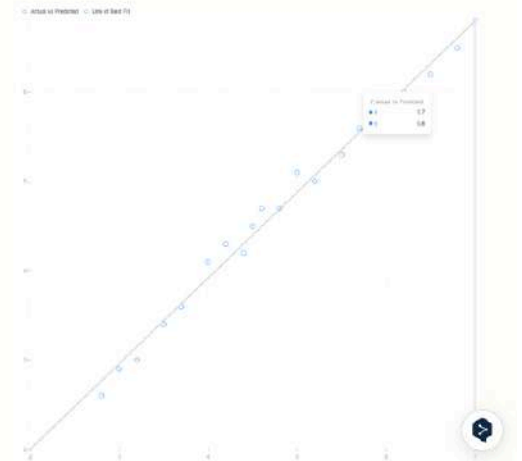
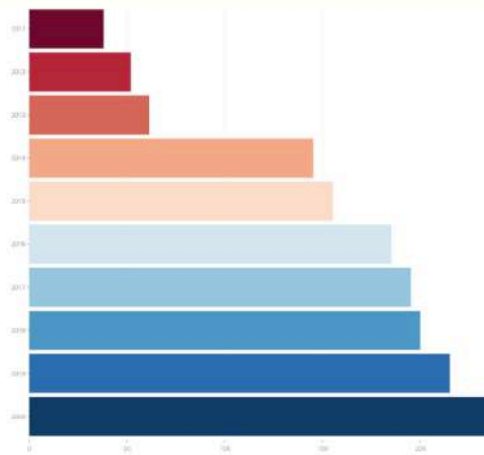
Результати дослідження

Карти **NDVI** та **NDMI** показують стан культур і допомагають визначити проблемні ділянки.



Результати дослідження

- Зменшення використання ресурсів (вода, добрива).
- Прогнозування урожайності із точністю до 90%.
- Автоматизація рутинних процесів



Висновки та практичне значення

- Розроблена система забезпечує точність моніторингу стану та посівів.
- Підвищує ефективність використання ресурсів.
- Підтримує прийняття рішень у реальному часі.
- Інтеграція IoT дозволяє автоматизувати основні агрономічні процеси.

Organic

Апробація результатів



Аналіз програмного забезпечення рослинництва. Збірник тез міжнародної науково-практичної конференції «Молодь в науці: дослідження, проблеми, перспективи». Вінниця.

Діджитал-технології в агрономії. Збірник тез міжнародної конференції «Інформаційні технології у сфері захисту довкілля». Львів.

Роль програмування оприскувача для зниження гербіцидного навантаження ґрунтів. Збірник тез всеукраїнської наукової конференції студентів та молодих вчених «Наукові досягнення та відкриття сучасної молоді». Луцьк.

INFORMATION SYSTEM TO SUPPORT DECISION-MAKING REGARDING THE OPTIMIZATION PROCESS OF CROP CULTIVATION USING REMOTE SENSING DATA

Computer Systems and Information Technologies. 2024. № 4. KHNU



ДЯКУЮ ЗА УВАГУ



Довідка

Видана Окрушку Дмитру Віталійовичу у тому, що стаття «INFORMATION SYSTEM TO SUPPORT DECISION-MAKING REGARDING THE OPTIMIZATION PROCESS OF CROP CULTIVATION USING REMOTE SENSIND DATA», автори Дмитро Окрушко, Ольга Павлова, була подана до фахового журналу категорії В Computer Systems and Information Technology, №4 2024.

Головна редактор журналу
д.т.н., проф



Тетяна ГОВОРУЩЕНКО

Anti-Plagiarism v-15.257

Максимальне співпадіння з одним документом 0.0%

Словники перевірки: en_US, ru_RU, ua_UA. Помилки в документах: 7%

ID: 159971 Назва: МКР Інформаційна система для точного землеробства з використанням IoT Додано в БД: 2024-12-16 Автора: Дмитро ОКРУШКО Керівники: Ольга ПАВЛОВА Консультанти: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	137665	609	1179 (1%)	11 (2%)

Джерело плагіату

ID	Опис	Наявність плагіату в документі	
		Символи	Лексеми

Протокол аналізу звіту подібності експертом

Заявляю, що я ознайомився (-лась) з Повним звітом подібності, який був згенерований Системою виявлення і запобігання плагіату щодо роботи:

Автор: Окрушко Д.

Співавтор:

Назва: Окрушко_Інформаційна система для точного землеробства з використанням ІоТ

Експерт: Павлова О.О.

Підрозділ: Кафедра комп'ютерної інженерії та інформаційних систем

Коефіцієнт подібності 1: 0.6%

Коефіцієнт подібності 2: 0%

Мікропробіли: 0

Заміна букв: 17

Інтервали: 0

Білі знаки: 1

Дата створення звіту: 2024-12-16 09:52:08.0

Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:

Запозичення, виявлені в роботі є законними і не є плагіатом. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином робота незалежна і приймається.

Запозичення не є плагіатом, але перевищено граничне значення рівня подібностей. Таким чином робота повертається на доопрацювання.

Виявлено запозичення і плагіат або навмисні текстові спотворення (маніпуляції), як передбачувані спроби укриття плагіату, які роблять роботу невідповідною вимогам законодавства (Ст. 32. ЗУ Про вищу освіту, пункт 3.1, Ст. 42. ЗУ Про освіту) та вимог НАЗЯВО (Критерій 5), а також кодексу етики і процедур. Таким чином робота не приймається.

Обґрунтування:

2024-12-16

Дата



Доцент Андрій Нічепорук

експерт

РЕЦЕНЗІЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

Здобувач: Окрушко Дмитро Віталійович

Тема: Інформаційна система для точного землеробства з використанням датчиків та IoT.

Спеціальність: 126 «Інформаційні системи та технології»

Обсяг кваліфікаційної роботи:

Кількість сторінок записки 97

1. Короткий зміст роботи та прийнятих рішень Метою кваліфікаційної роботи магістра є розробка інформаційної системи для підтримки прийняття рішень у процесі оптимізації вирощування сільськогосподарських культур, зокрема для аналізу та обробки даних дистанційного зондування.

2. Висновок про відповідність роботи дипломному завданню Кваліфікаційна робота магістра повинстю відповідає виданому завданню.

3. Характеристика виконання кожного розділу, ступінь використання останніх досягнень науки і техніки і передових методів роботи: У першому розділі проведено аналіз сучасних методів збору, обробки та використання даних у системах точного землеробства. Оцінено переваги й недоліки існуючих систем, зокрема інтеграцію IoT-сенсорів, супутникових і аерофотознімків. Визначено ключові вимоги до інформаційної системи, яка повинна забезпечувати точність, масштабованість і оперативність. Особливу увагу приділено системам прийняття рішень (СППР) та їхньому впливу на оптимізацію сільськогосподарських операцій. У другому розділі розглянуто методи й алгоритми, які використовуються для обробки великих обсягів даних у точному землеробстві, зокрема: Фільтрація даних (медіанний фільтр для видалення шумів), розрахунок індексів рослинності (NDVI, GNDVI) на основі даних із супутників і дронів, Використання методів машинного навчання для прогнозування врожайності та виявлення аномалій у полях, Інтеграція даних із сенсорів і зовнішніх API для побудови єдиної моделі поля. У третьому розділі розроблено архітектуру та компоненти системи для точного

землеробства. Основні модулі системи: модуль збору даних,мМодуль обробки даних, модуль управління пристроями, модуль візуалізації, модуль прийняття рішень.Вперше запропоновано інтеграцію даних із різних джерел (дрони, супутники, сенсори) у єдину систему для прийняття рішень із використанням нейромереж. Інноваційним є математична модель розрахунку зміни врожайності на основі індексів фітоздоров'я. У четвертому розділі розроблено та реалізовано інформаційну систему для точного землеробства. Система інтегрує дані з IoT-сенсорів, дронів і супутників, автоматизує процеси обробки та генерує рекомендації для управління агротехнічними заходами. Візуалізація результатів виконана у вигляді інтерактивних карт, графіків. Система успішно протестована у симуляційному середовищі та довела свою ефективність у реальних умовах, дозволяючи знизити витрати на ресурси та підвищити врожайність.Розроблена система є модульною, що дозволяє легко інтегрувати її з іншими технологіями та масштабувати залежно від потреб користувача.

4. Позитивні сторони роботи: отримання двох пунктів наукової новизни.

5. Негативні сторони роботи: _____

6. Оцінка графічного оформлення та пояснювальної записки роботи: Пояснювальна записка оформлена коректно, згідно з діючими стандартами оформлення документації

7. Відгук про роботу в цілому: В загальному робота виконана на високому рівні.

8. Інші зауваження:

9. Оцінка кваліфікаційної роботи:

Розглянувши позитивні та негативні сторони представленої кваліфікаційної роботи вважаю, що робота заслуговує оцінки «відмінно» 5.00 (А)

Рецензент (прізвище, ім'я, по батькові, посада, місце роботи)

Парашон Леонід Петрович, зав кафедр '117
ХНУ

« 3 » грудня 2024



В.о. зав. кафедри КПС
д-р. філософії Ользі ПАВЛОВІЙ

Дмитро ОКРУШКО

ПІБ здобувача вищої освіти

ФІТ, 2 курсу, групи ІСТМ-23-1

ЗАЯВА

З правилами чинного Положення про систему забезпечення академічної доброчесності у Хмельницькому національному університеті, згідно з яким виявлення академічного плагіату є підставою для відмови в допуску кваліфікаційної роботи до захисту та застосування заходів дисциплінарної та академічної відповідальності, ознайомлений (а). Про використання програмно-технічних засобів для перевірки кваліфікаційних робіт здобувачів вищої освіти на наявність академічного плагіату оповіщений (а) та надаю свою згоду на обробку та збереження університетом моєї роботи в інституційному репозитарії Хмельницького національного університету.

Також надаю університету право на передачу моєї роботи для обробки та збереження в базах даних програмно-обчислювального комплексу StrikePlagialism та/або (програмно-технічного засобу Anti-Plagiarism) і використання роботи для виявлення академічного плагіату в інших роботах, які перевіряються програмно-технічними засобами та користувачами, що мають доступ до цих програмно-технічних засобів, виключно в обмежених цілях для виявлення текстових збігів в роботах.

Робота надається для перевірки в електронному варіанті. Електронна версія моєї роботи збігається (ідентична) з друкованою.

1 грудня 2024 року



РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ
КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ІНФОМАЦІЙНИХ СИСТЕМ
ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Підтверджуємо ознайомлення з результатом звіту подібності щодо роботи, генерованого системою виявлення текстових збігів/ідентичності/схожості:

Назва: Інформаційна система для точного землеробства з використанням датчиків та IoT.i

Автор: Окрушко Дмитро Віталійович

Спеціальність: 126 – Інформаційні системи та технології

Освітня програма: Інформаційні системи та технології

Науковий керівник: Павлова Ольга Олександрівна, доцент

Після аналізу звіту подібності зроблено такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом. Робота приймається до захисту.	відповідає
2	Виявлені запозичення не є плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована. Відкоригований варіант має бути поданий на кафедру за 2 дні до захисту, разом із заявою щодо самостійності виконання письмової роботи та ідентичності друкованої та електронної версії роботи	
3	Виявлені запозичення не є плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. В зв'язку з цим мета роботи та поставлені завдання не були досягнені. Робота може бути допущена до захисту (наступного року) після того як буде відкоригована та допрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	
4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	

Підтвердження:

Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом, оскільки:

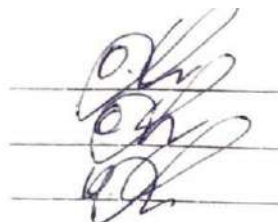
- 1) запозичення розміщені в розділах аналізу існуючих методів, які не описують безпосередньо авторське дослідження і не стосуються результатів роботи;
- 2) усі запозичення фрагментарні, або мають належним чином оформленні посилання;
- 3) окремі виявлені збіги є загальнонавчаними фразами або виразами. Сумарний обсяг ВСІХ запозичень, визначений системою виявлення збігів.

Сумарний обсяг всіх запозичень, визначений системою виявлення збігів/ідентичності/схожості, складає 0.6% і адресується до першоджерела, що, з урахуванням наведених обґрунтувань, відповідає характеру наукового дослідження і свідчить на користь кваліфікаційної роботи.

Керівник роботи

Гарант ОП

Завідувач кафедри КІС



О. О. Павлова

О. О. Павлова

О. О. Павлова