

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

Кіберфізична система визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження

Назва теми

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Галузь знань 12 «Інформаційні технології»

Шифр, назва

Спеціальність 123 «Комп'ютерна інженерія»

Шифр, назва

Освітня програма «Комп'ютерна інженерія та програмування»

Назва

Шифр КвРКІ 013022.24.01.03 ПЗ

Виконав здобувач II курсу, група КІ2м-24-2

Керівник

ДФ

Науковий ступінь, учене звання

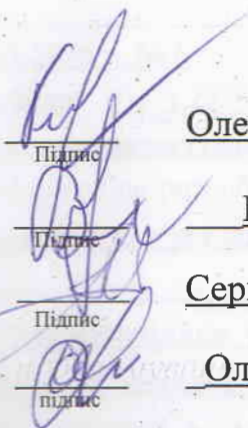
Нормоконтролер

д. техн. наук, професор

Науковий ступінь, учене звання

До захисту допускаю:
завідувач кафедри КІС
«01» травня 2026 р.

дата



Олег КРИШТОФОР

Ініціали, прізвище

Юрій ВОЙУР

Ініціали, прізвище

Сергій ЛИСЕНКО

Ініціали, прізвище

Ольга ПАВЛОВА

Ініціали, прізвище

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Кафедра КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ

Освітній рівень МАГІСТР

Галузь знань 12 ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ

Спеціальність 123 КОМП'ЮТЕРНА ІНЖЕНЕРІЯ

Освітня програма ОСВІТНЬО-НАУКОВА ПРОГРАМА «КОМП'ЮТЕРНА ІНЖЕНЕРІЯ ТА ПРОГРАМУВАННЯ»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Зав. кафедри Ольга ПАВЛОВА

“ 10 ” 01 2026 р.

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ МАГІСТРА

Олегу КРИШТОФОР

Прізвище, ім'я, по батькові студента

1. Тема проекту (роботи) Кіберфізична система визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження

Керівник проекту (роботи) Юрій ВОЙЧУР, ДФ

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

Затверджена наказом ректора університету від 12.01.2026 р. № 6

2. Строк подання студентом проекту (роботи) на кафедру 01.05.2026 р.

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

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

Аналіз відомих методів, засобів та систем визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження

Модель впливу вологості ґрунту на спектральні характеристики та метод компенсації вологості та формування скоригованого спектру для визначення рівня вуглецю

Кіберфізична система визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження

Практичне розгортання, експериментальні дослідження та оцінка ефективності

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 прий

7. Дата видачі завдання « 12 » 01 2026р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№з/п	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи магістра	Термін виконання етапів проекту (роботи)	Примі
1	Вибір напрямку дослідження та узгодження тематики КВРМ з керівником	10.01.2026	викона
2	Ознайомлення з предметною областю; формулювання мети та задач дослідження; визначення об'єкта та предмета дослідження	12.01.2026	викона
3	Робота над розділом 1 – аналіз відомих моделей, методів за темою; постановка задачі	15.01.2026	викона
4	Робота над розділом 2 – розробка моделей для вирішення поставленої задачі	15.02.2026	викона
5	Робота над науковою статтею	5.03.2026	викона
6	Робота над розділом 3 – розробка методів для вирішення поставленої задачі	15.03.2026	викона
7	Робота над розділом 4 – проектування та розгортання пропонованого рішення, експериментальна частина	15.04.2026	викона
8	Оформлення пояснювальної записки згідно вимог	25.04.2026	викона
9	Попередній захист ДРМ	29.04.2026	викона
10	Захист ДРМ на засіданні ЕК	До 15.05.2026	

Здобувач

Підпис

Олег КРИШТОФОР

Імя, ПРІЗВИЩЕ

Керівник кваліфікаційної роботи

Підпис

Юрій ВОЙЧУР

Імя, ПРІЗВИЩЕ

РЕФЕРАТ

Тема кваліфікаційної роботи магістра: Кіберфізична система визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження

Автор роботи: Криштофор Олег Олегович

Керівник роботи: Войчур Юрій Олексійович

Пояснювальна записка: 75 с., 17 рис., 7 табл., 2 дод., 80 джерел.

МОНІТОРИНГ РІВНЯ ВУГЛЕЦЮ, АУГМЕНТАЦІЯ, МАШИННЕ НАВЧАННЯ

Об'єктом дослідження є процеси моніторингу та спектроскопічного аналізу вмісту органічного вуглецю в ґрунтових екосистемах, що зазнають техногенної трансформації та характеризуються змінним рівнем вологості.

Предметом дослідження є архітектура кіберфізичної системи, методи інтелектуальної корекції спектрів відбиття вологого ґрунту на основі коефіцієнтів поглинання, алгоритми машинного навчання для прогнозування рівня вуглецю, а також програмно-апаратні засоби реалізації граничних обчислень для автоматизованого екологічного моніторингу.

Метою кваліфікаційної роботи магістра є підвищення точності кількісного визначення вмісту органічного вуглецю в ґрунтах за умов антропогенного навантаження шляхом розроблення та дослідження кіберфізичної системи, що реалізує метод компенсації вологості та формування скоригованого спектра ґрунту для визначення вмісту органічного вуглецю в польових умовах.

Для розв'язання поставлених задач використовувалися методи відбивної спектроскопії у видимому та ближньому інфрачервоному діапазонах, методи математичної статистики для аугментації та інтелектуального аналізу даних, а також принципи проектування кіберфізичних систем та архітектур граничних обчислень.

Наукова новизна отриманих результатів:

– набув подальшого розвитку метод компенсації вологості та формування скоригованого спектра ґрунту для визначення вмісту органічного вуглецю в

польових умовах, який дозволяє забезпечити інваріантність спектральних сигнатур до ступеня зволоженості об'єкта дослідження шляхом приведення «вологого» відбиття до еталонного «сухого» стану», і який відрізняється від відомих рішень використанням емпірично оціненого вектора коефіцієнтів поглинання на основі інтелектуальної аугментації датасету LUCAS, що дозволило підвищити точність прогнозування вмісту вуглецю.

– набула подальшого розвитку кіберфізична система визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження, яка реалізує повний цикл визначення вмісту органічного вуглецю безпосередньо в польових умовах без попереднього висушування зразків, і яка відрізняється від відомих рішень інтеграцією методу компенсації вологісних спотворень спектру як обчислювального ядра сенсорного вузла, що забезпечує виконання повного алгоритмічного конвеєру.

Практичне значення отриманих результатів полягає у розробленні портативної кіберфізичної системи та алгоритму компенсації вологості, що дозволяють здійснювати прецизійне кількісне визначення вмісту органічного вуглецю безпосередньо в польових умовах без попередньої термічної підготовки (висушування) ґрунту. Створена система на базі низькобюджетного сенсора AS7341 та мікроконтролера ESP32-S3 забезпечує точність моніторингу, порівнянну з професійним обладнанням, що робить її доступним інструментом для оперативного агрономічного контролю, верифікації карбонових сертифікатів та оцінки деградації земель під впливом антропогенного навантаження.

У першому розділі проведено аналіз відомих методів, моделей та інструментальних засобів визначення вмісту органічного вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження. Розглянуто сучасні підходи до моніторингу ґрунтового вуглецю, включаючи лабораторні та спектроскопічні методи, а також їх обмеження щодо застосування в польових умовах. Обґрунтовано доцільність розробки кіберфізичної системи моніторингу динаміки ґрунтового вуглецю, що забезпечує безперервний збір, передачу та аналіз даних. Сформульовано постановку задачі дослідження.

У другому розділі розроблено математичну модель впливу вологості ґрунту на його спектральні характеристики та сформовано метод компенсації вологості для підвищення точності визначення вмісту органічного вуглецю. Досліджено фізичні основи спектроскопічного аналізу, побудовано базову модель прогнозування вуглецю за спектральними даними та модель ємнісного давача вологості. Запропоновано метод формування скоригованого спектру та виконано попередню обробку спектральних даних з урахуванням впливу вологості.

У третьому розділі розроблено концептуальну та функціональну архітектуру кіберфізичної системи визначення вмісту вуглецю в ґрунтах. Обґрунтовано вибір апаратних компонентів сенсорного вузла та протоколів бездротового зв'язку, розроблено алгоритм його функціонування, а також реалізовано комунікаційну підсистему із використанням шлюзу. Описано хмарний рівень системи та аналітичні сервіси, а також інтегровано розроблену математичну модель у загальну архітектуру кіберфізичної системи.

У четвертому розділі виконано практичне розгортання кіберфізичної системи та проведено експериментальні дослідження її ефективності. Реалізовано процес трансформації та відновлення спектральної сигнатури ґрунту, розгорнуто мікросервісну архітектуру хмарного рівня та розроблено методику проведення обчислювального експерименту. Проведено порівняльний аналіз результатів моделей без урахування та з урахуванням компенсації вологості, що дозволило оцінити підвищення точності визначення вмісту органічного вуглецю.

ЗМІСТ

Скорочення та умовні позначки	5
Вступ.....	6
1 Аналіз відомих методів, засобів та систем визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження.....	10
1.1 Обґрунтування розробки кіберфізичної системи моніторингу динаміки ґрунтового вуглецю в умовах антропогенної трансформації ландшафтів.....	10
1.2 Огляд сучасних методів та інструментальних засобів моніторингу вуглецю в ґрунтових екосистемах	13
1.3 Принципи організації та архітектурні підходи до побудови кіберфізичних систем моніторингу.....	16
1.4 Аналіз існуючих кіберфізичних та IoT-систем моніторингу ґрунтових параметрів	21
1.5 Постановка задачі	22
2 Модель впливу вологості ґрунту на спектральні характеристики та метод компенсації вологості та формування скоригованого спектру для визначення рівня вуглецю.....	24
2.1 Фізичні основи спектроскопічного визначення органічного вуглецю.....	24
2.2 Базова спектральна модель прогнозування органічного вуглецю.....	26
2.3 Модель впливу вологості ґрунту на спектральні характеристики.....	27
2.4 Модель ємнісного датчика вологості та отримання сигналу.....	28
2.5 Метод компенсації вологості та формування скоригованого спектру для визначення рівня вуглецю	29
2.6 Попередня обробка отриманих спектрів у методі компенсації вологості та формування скоригованого спектру для визначення рівня вуглецю.....	33
2.3 Висновки	38

3 Кіберфізична система визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження.....	39
3.1 Концептуальна архітектура кіберфізичної системи	39
3.2 Обґрунтування вибору апаратних компонентів та протоколів зв'язку для Кіберфізична система визначення вмісту вуглецю в ґрунтах	41
3.3 Алгоритм функціонування сенсорного вузла	49
3.4 Комунікаційна підсистема та шлюз	52
3.5 Хмарна платформа та рівень аналітики	53
3.6 Інтеграція математичної моделі в архітектуру КФС.....	54
3.6 Висновки	55
4 Практичне розгортання, експериментальні дослідження та оцінка ефективності	56
4.1 Трансформація та відновлення спектральної сигнатури ґрунту	56
4.2 Розгортання мікросервісної архітектури хмарного рівня.....	60
4.3 Методика проведення обчислювального експерименту.....	67
4.4 Результати порівняння моделей без компенсації вологості	70
4.5 Результати порівняння моделей з компенсацією вологості	71
4.6 Висновки	72
Висновки	74
Перелік джерел посилань	76
Додаток А Копія наукової публікації.....	86
Додаток Б Презентація до захисту кваліфікаційної роботи.....	99

СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ

ADC - Analog-to-Digital Converter

API - Application Programming Interface

BLE - Bluetooth Low Energy

CFS - Cyber-Physical System

IEC - International Electrotechnical Commission

IoT - Internet of Things

IP - Ingress Protection

LUCAS - Land Use/Cover Area frame Statistical Survey

LoRaWAN - Long Range Wide Area Network

MAE - Mean Absolute Error

MLP - Multilayer Perceptron

MSE - Mean Squared Error

MQTT - Message Queuing Telemetry Transport

NIR - Near-Infrared

OC - Organic Carbon

OLS - Ordinary Least Squares

RMSE - Root Mean Square Error

RTOS - Real-Time Operating System

SNV - Standard Normal Variate

SOC - Soil Organic Carbon

SVR - Support Vector Regression

ВСТУП

Сучасний стан глобальної екосистеми характеризується безпрецедентним рівнем антропогенного тиску на педосферу, що зумовлює критичну необхідність переосмислення підходів до контролю ґрунтових ресурсів. Вуглець у складі органічної речовини ґрунту виступає не лише базовим показником родючості, а й фундаментальним регулятором біосферних процесів, виконуючи роль одного з найбільших резервуарів у глобальному циклі кругообігу речовин. Здатність ґрунту акумулювати вуглець є ключовим механізмом пом'якшення наслідків кліматичних змін, оскільки стабілізований у формі гумусу вуглець виводиться з активного атмосферного обігу на тривалий час. Однак інтенсифікація сільськогосподарського виробництва, прогресуюча урбанізація, промислове забруднення та наслідки воєнних дій призводять до масштабної декарбонізації земель.

Наукова актуальність розв'язання проблеми визначення вмісту вуглецю підсилюється складністю та динамічністю процесів, що відбуваються в ґрунті під впливом техногенних чинників. Традиційні методи ґрунтознавчого аналізу, попри їхню високу точність у лабораторних умовах, дедалі частіше демонструють обмеженість у контексті оперативного управління територіями. Висока вартість реагентів, тривалість підготовки проб та дискретність отриманих даних не дозволяють сформувати цілісну картину стану ґрунтового покриву в просторово-часовому масштабі. В умовах антропогенного навантаження, коли зміни показників можуть відбуватися стрімко під впливом хімічних забруднювачів або механічної деструкції, виникає гостра потреба у переході від пасивного спостереження до проактивного інтелектуального моніторингу. Саме на перетині сучасної екології, метрології та інформаційних технологій формується концепція кіберфізичних систем, які здатні забезпечити якісно новий рівень розуміння процесів трансформації органічної речовини.

Метою кваліфікаційної роботи магістра є підвищення точності кількісного визначення вмісту органічного вуглецю в ґрунтах за умов антропогенного навантаження шляхом розроблення та дослідження кіберфізичної системи, що

реалізує метод компенсації вологості та формування скоригованого спектра ґрунту для визначення вмісту органічного вуглецю в польових умовах.

Поставлена мета досягається розв'язанням таких основних завдань:

- проаналізувати сучасні методи, інструментальні засоби та системи моніторингу вмісту вуглецю в ґрунтових екосистемах, а також обґрунтувати доцільність розробки кіберфізичної системи для моніторингу динаміки вуглецю в умовах антропогенної трансформації ландшафтів;

- розробити модель впливу вологості ґрунту на його спектральні характеристики та запропонувати метод компенсації вологості для формування скоригованого спектра, що дозволить мінімізувати похибку визначення рівня вуглецю в польових умовах;

- обґрунтувати вибір апаратних компонентів, датчиків вологості та протоколів зв'язку для побудови сенсорного вузла кіберфізичної системи, а також розробити алгоритм його функціонування;

- розробити концептуальну архітектуру кіберфізичної системи, що інтегрує рівень польових вимірювань, комунікаційну підсистему (шлюзи) та хмарну платформу з аналітичним рівнем;

- реалізувати мікросервісну архітектуру хмарного рівня для обробки даних та інтегрувати розроблену математичну модель компенсації вологості в загальну структуру кіберфізичної системи;

- провести експериментальні дослідження запропонованого методу трансформації та відновлення спектральної сигнатури ґрунту, оцінити його працездатність у різних умовах;

- здійснити оцінку ефективності розробленої системи шляхом порівняльного аналізу результатів прогнозування вмісту вуглецю за моделями з використанням методу компенсації вологості та без нього.

Об'єктом дослідження є процеси моніторингу та спектроскопічного аналізу вмісту органічного вуглецю в ґрунтових екосистемах, що зазнають техногенної трансформації та характеризуються змінним рівнем вологості.

Предметом дослідження є архітектура кіберфізичної системи, методи інтелектуальної корекції спектрів відбиття вологого ґрунту на основі коефіцієнтів поглинання, алгоритми машинного навчання для прогнозування рівня вуглецю, а також програмно-апаратні засоби реалізації граничних обчислень для автоматизованого екологічного моніторингу.

Наукова новизна отриманих результатів:

– набув подальшого розвитку метод компенсації вологості та формування скоригованого спектра ґрунту для визначення вмісту органічного вуглецю в польових умовах, який дозволяє забезпечити інваріантність спектральних сигнатур до ступеня зволоженості об'єкта дослідження шляхом приведення «вологого» відбиття до еталонного «сухого» стану», і який відрізняється від відомих рішень використанням емпірично оціненого вектора коефіцієнтів поглинання на основі інтелектуальної аугментації датасету LUCAS, що дозволило підвищити точність прогнозування вмісту вуглецю.

– набула подальшого розвитку кіберфізична система визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження, яка реалізує повний цикл визначення вмісту органічного вуглецю безпосередньо в польових умовах без попереднього висушування зразків, і яка відрізняється від відомих рішень інтеграцією методу компенсації вологісних спотворень спектру як обчислювального ядра сенсорного вузла, що забезпечує виконання повного алгоритмічного конвеєру.

Практичне значення отриманих результатів полягає у розробленні портативної кіберфізичної системи та алгоритму компенсації вологості, що дозволяють здійснювати прецизійне кількісне визначення вмісту органічного вуглецю безпосередньо в польових умовах без попередньої термічної підготовки (висушування) ґрунту. Створена система на базі низькобюджетного сенсора AS7341 та мікроконтролера ESP32-S3 забезпечує точність моніторингу, порівнянну з професійним обладнанням, що робить її доступним інструментом для оперативного агрономічного контролю, верифікації карбонових сертифікатів та оцінки деградації земель під впливом антропогенного навантаження.

Для розв'язання поставлених задач використовувалися методи відбивної спектроскопії у видимому та ближньому інфрачервоному діапазонах, методи математичної статистики для аугментації та інтелектуального аналізу даних, а також принципи проектування кіберфізичних систем та архітектур граничних обчислень.

1 АНАЛІЗ ВІДОМИХ МЕТОДІВ, ЗАСОБІВ ТА СИСТЕМ ВИЗНАЧЕННЯ ВМІСТУ ВУГЛЕЦЮ В ҐРУНТАХ В УМОВАХ АНТРОПОГЕННОГО НАВАНТАЖЕННЯ

1.1 Обґрунтування розробки кіберфізичної системи моніторингу динаміки ґрунтового вуглецю в умовах антропогенної трансформації ландшафтів

Рівень органічного вуглецю в ґрунті є лабільним параметром, нормативні значення якого суттєво варіюються залежно від природно-кліматичних умов та типу екосистеми. Зокрема, для високопродуктивних чорноземів оптимальним показником вмісту вуглецю вважається діапазон від 3% до 5% [1].



Рисунок 1.1 – Карта вмісту органічного вуглецю у ґрунтах України [59]

У торфовищах або лісових масивах цей відсоток може бути значно вищим, тоді як для піщаних субстратів або територій, що зазнали деградації, характерним є падіння показника нижче 1%, що свідчить про глибоке виснаження ґрунтової системи [2]. Важливо підкреслити, що вуглець перебуває у безперервному циклі перетворень, а його стабільність визначається здатністю ландшафту до акумуляції

органіки у вигляді гумусу, який відповідає за структурну цілісність, гідрологічні властивості та біологічний потенціал середовища [3, 4].

Сучасний антропогенний тиск спричиняє глобальну тенденцію до зменшення запасів ґрунтового вуглецю, тобто явища, відомого в науковій спільноті як декарбонізація земель [5]. Інтенсифікація аграрного виробництва, що супроводжується глибоким обробітком скиби, порушенням сівозмін, спалюванням рослинних решток та дисбалансом у використанні мінеральних добрив, активізує мінералізацію органічної речовини. Як наслідок, вуглець, що накопичувався протягом століть, трансформується у вуглекислий газ і вивільняється в атмосферу. Додатковими факторами деструкції є урбанізація та промислове забруднення, які пригнічують мікробіоту, відповідальну за гуміфікацію, що призводить до руйнування агрегатного стану ґрунту та втрати його регенеративної здатності [6, 7].

Зниження концентрації вуглецю має системні негативні наслідки для екологічної безпеки та аграрного сектору [8]. Дефіцит органіки спричиняє деструктуризацію ґрунту, посилюючи його вразливість до ерозійних процесів, знижуючи вологоємність та адаптивність до посушливих періодів [9, 10]. У глобальному контексті цей процес перетворює ґрунти з поглиначів вуглецю на емітенти парникових газів, що стимулює зміну клімату. Кінцевим результатом є деградація біорізноманіття, зниження врожайності та зростання витрат на підтримку продуктивності земель, що створює прямі ризики для продовольчої стабільності [11, 12].

Для України проблема декарбонізації набула масштабів національної екологічної кризи. За даними профільних наукових інституцій, протягом останніх 130 років вітчизняні чорноземи втратили майже третину свого гумусового потенціалу [13]. Станом на середину 2020-х років близько чверті земельного фонду країни (10-12 млн га) перебуває у стані деградації [14]. Ключовим чинником такої ситуації є надмірна розораність, яка в Україні сягає 54%, що суттєво перевищує аналогічні показники розвинених країн Заходу [15].

Динаміка втрат органічної речовини є тривожною: якщо в 1980-х роках середній вміст гумусу становив 3,36%, то до початку 2020-х він скоротився до 3,14% із тенденцією до подальшого зниження. Найбільш критичні показники зафіксовані в зонах інтенсивного землеробства Степу та Лісостепу через від'ємний вуглецевий баланс. Експертні оцінки вказують на щорічні втрати гумусу в розмірі 0,5–1 т/га, що призводило до колосальних економічних збитків ще до повномасштабного воєнного конфлікту [16, 17].

Військова агресія стала новим катастрофічним фактором, що спричинив фізичне руйнування та токсичне забруднення ґрунтів [18, 19]. За даними моніторингу, викиди від бойових дій та пожеж на полях обчислюються мільйонами тонн CO₂-еквівалента [20, 21]. Водночас Україна тримає курс на кліматичну нейтральність: у 2025 році було підтверджено цілі НВВ2 щодо суттєвого скорочення викидів до 2035 року. Реалізація цих планів в агросекторі передбачає перехід до технологій No-till, розвиток ринку карбонових квот та впровадження регенеративних практик для відновлення ґрунтового вуглецю.

Необхідність створення кіберфізичної системи (КФС) для моніторингу вуглецю зумовлена потребою у розв'язанні глобальних екологічних проблем, таких як деградація земель та кліматична нестабільність [22]. Вуглець є базисом родючості та ключовим елементом кругообігу речовин, що визначає стійкість екосистем. В умовах високого техногенного навантаження традиційні лабораторні методи аналізу виявляються неефективними через їхню інертність, високу вартість та неможливість охопити великі території у реальному часі [23]. Це створює дефіцит оперативної інформації, необхідної для ефективного управління земельними ресурсами.

Перехід до використання КФС є логічним кроком у цифровізації екологічного контролю, що дозволяє поєднати фізичні вимірювання з аналітичними можливостями обчислювальних систем. Актуальність такого підходу полягає у формуванні інтегрованого інструментарію, де сенсорні мережі та алгоритми штучного інтелекту працюють у єдиному контурі [24]. Такі системи дозволяють не лише фіксувати поточні показники з урахуванням неоднорідності

грунту, а й прогнозувати розвиток деградаційних процесів. Інтеграція IoT-технологій та хмарних сервісів створює базу для розбудови глобальних систем екологічного моніторингу.

Особливе наукове значення має розробка спеціалізованого алгоритмічного забезпечення, здатного нівелювати вплив завад та враховувати специфіку антропогенних забруднювачів. Математичне моделювання у межах КФС дозволяє ідентифікувати латентні закономірності трансформації органіки, що відкриває нові горизонти для фундаментального ґрунтознавства. Це забезпечує перехід від періодичних спостережень до безперервного інтелектуального нагляду за станом біосфери.

Практична цінність дослідження полягає у створенні надійного підґрунтя для реалізації стратегій адаптації до змін клімату. Автоматизація процесів визначення вуглецю підвищить інвестиційну привабливість аграрного сектора шляхом верифікації карбонових кредитів та підтвердження екологічних стандартів. Отже, розробка кіберфізичної платформи для контролю вмісту вуглецю є актуальною науково-технічною відповіддю на сучасні виклики, спрямованою на збереження природних ресурсів та перехід до моделі сталого розвитку [25].

1.2 Огляд сучасних методів та інструментальних засобів моніторингу вуглецю в ґрунтових екосистемах

Для побудови ефективних стратегій сталого землекористування та функціонування ринків вуглецевих квот виникає гостра потреба у верифікації фактичного вмісту органічного вуглецю в ґрунті. Проведений аналіз світового наукового доробку дозволяє класифікувати наявні методи за рівнем їхньої технологічності, точності та можливості застосування в умовах інтенсивного антропогенного впливу.

Фундаментальним аспектом оцінки вуглецевих запасів є вибір методології, що забезпечує мінімальну похибку. У дослідженні [26] акцентується увага на тому, що для цілей карбонового кредитування найбільш релевантним залишається метод

повного сухого згоряння. Попри свою вартість, він демонструє найвищу збіжність результатів у різних типах ґрунтів. Натомість класичний метод вологого окислення за Уоклі-Блеком піддається критиці через його обмеженість при аналізі ґрунтів з високою концентрацією органіки, де похибка стає статистично значущою. Також було встановлено, що метод втрат при прогорянні, хоча і є корисним для загальної оцінки органічного складу, не може слугувати надійним інструментом для кількісного визначення саме елементарного вуглецю [26].

Окрему проблему становлять міські та техногенно змінені ґрунти, що часто містять карбонатні домішки, зокрема доломіт. У роботі [27] доведено, що в таких умовах найбільш стабільні результати демонструє метод дихроматного окислення. Він дозволяє ефективно відокремити органічну фракцію від неорганічних карбонатів, забезпечуючи швидкість та надійність аналізу в умовах міської інфраструктури.

Розуміння динаміки вуглецю неможливе без урахування природно-кліматичних факторів. У масштабному дослідженні степових екосистем Китаю [28] було виявлено складну залежність між гідротермічними показниками та акумуляцією вуглецю. Автори встановили, що вологість клімату є визначальним драйвером: зі збільшенням опадів спостерігається лінійне зростання концентрації органічної речовини та насиченості ґрунту вуглецем. Ці висновки доповнюються результатами польових досліджень [29], які вказують на синергію між рівнем вуглецю та агрохімічними параметрами. Зокрема, оптимальний вміст органіки сприяє кращій мобілізації фосфору, магнію та калію, що перебувають у важкодоступних для рослин формах, а також відіграє роль буфера для стабілізації рівня рН.

Новим етапом у моніторингу стало впровадження електрохімічних та потенціометричних пристроїв. Прикладом є розробка сенсора на основі вуглецевого пастового електрода для детекції іонів церію [30]. Використання математичного планування експерименту дозволило оптимізувати склад сенсора, забезпечивши йому високу селективність та здатність працювати з реальними

зразками ґрунту при відновленні сигналу понад 90%. Такі рішення відкривають шлях до створення недорогих польових інструментів для експрес-аналізу.

Особливої уваги заслуговують об'єкти з екстремальним антропогенним навантаженням, такі як відкриті вугільні шахти. Дослідження рекультивованих земель [31] за допомогою теорії складних мереж продемонструвало, що запаси вуглецю на таких ділянках залежать від комплексу факторів: від мікрорельєфу до структури відновленої рослинності. Це підкреслює необхідність системного підходу до моніторингу, де вуглець розглядається як вузол у складній мережі екосистемних взаємодій.

Спектроскопія відбиття в різних діапазонах (Vis-NIR, NIR) стала потужною альтернативою «мокрій хімії». Дослідження в Саудівській Аравії [32] підтвердили високу кореляцію між коефіцієнтом спектрального відбиття та вмістом вуглецю навіть у бідних ґрунтах. Аналогічні результати отримані для чорноземів [33, 34], де ближня інфрачервона спектроскопія дозволила одночасно визначати вуглець та загальний азот, суттєво прискорюючи процес інвентаризації земель. Поява мікро-NIR сенсорів [40] зробила цю технологію ще доступнішою, дозволяючи проводити аналіз безпосередньо в полі з точністю, що наближається до лабораторних стандартів.

Важливим аспектом є контроль за витоком вуглецю у вигляді CO₂. У працях [35, 36] описано використання недорогих портативних датчиків для вимірювання миттєвої емісії газів залежно від типу сільськогосподарського менеджменту та зрошення. Це дозволяє створювати динамічні моделі вуглецевого балансу на великих площах.

Найбільш прогресивним напрямом є об'єднання наземних даних із космічним зондуванням. Спектрально-часово-просторові системи [37], що інтегрують дані супутників Landsat-8 та Sentinel-1/2 [39], у поєднанні з алгоритмами машинного навчання (Random Forest, CNN), дозволяють створювати цифрові карти вмісту вуглецю з просторовою роздільною здатністю до 10 метрів. Додаткове підвищення точності досягається шляхом мультисенсорного злиття

(data fusion), де оптичні дані доповнюються показниками магнітної сприйнятливості ґрунту [38].

Замикає огляд розробка спеціалізованих електромагнітних датчиків. У роботі [41] представлено пристрій на базі друкованих плат, що використовує індуктивно-ємнісну конструкцію для вимірювання імпедансу ґрунту. Така архітектура дозволяє нівелювати завади від вологості та температури, що є критичним для точного польового вимірювання органічного вуглецю.

Аналіз існуючих методів свідчить про наявність значного технологічного розриву: еталонні методи є занадто повільними, а швидкі сенсорні рішення часто страждають від нестабільності в умовах гетерогенного ґрунтового середовища. Сучасні виклики вимагають переходу до кіберфізичних систем (КФС), які здатні інтегрувати:

- 1) фізичний рівень (мультисенсорні платформи, що поєднують електромагнітні, оптичні та потенціометричні датчики [30, 40, 41]);
- 2) інформаційний рівень (алгоритми машинного навчання та обробки великих даних для фільтрації завад [37, 38]);
- 3) мережевий рівень (інтеграція з супутниковими даними для масштабування результатів [39]).

Саме такий інтегрований підхід дозволить подолати обмеження окремих методів і забезпечити прецизійний моніторинг вуглецю в режимі реального часу, що є критично важливим для відновлення деградованих земель України та імплементації міжнародних екологічних стандартів [25].

1.3 Принципи організації та архітектурні підходи до побудови кіберфізичних систем моніторингу

Кіберфізичні системи (КФС) являють собою інтегровані комплекси, в яких обчислювальні та комунікаційні компоненти тісно взаємодіють з фізичними процесами реального світу. На відміну від традиційних вбудованих систем, що виконують заздалегідь визначені детерміновані функції, КФС характеризуються

здатністю до адаптивного реагування на зміни фізичного середовища, двонаправленим потоком інформації між кібернетичним і фізичним рівнями, а також розподіленою природою обробки даних, що поєднує ресурси крайових вузлів та хмарних платформ (рис. 1.2). Концепція КФС сформувалась на перетині теорії вбудованих систем реального часу, теорії управління та сучасних телекомунікаційних технологій, і сьогодні знаходить застосування в широкому спектрі галузей – від промислової автоматизації та розумних енергетичних мереж до прецизійного землеробства та екологічного моніторингу.

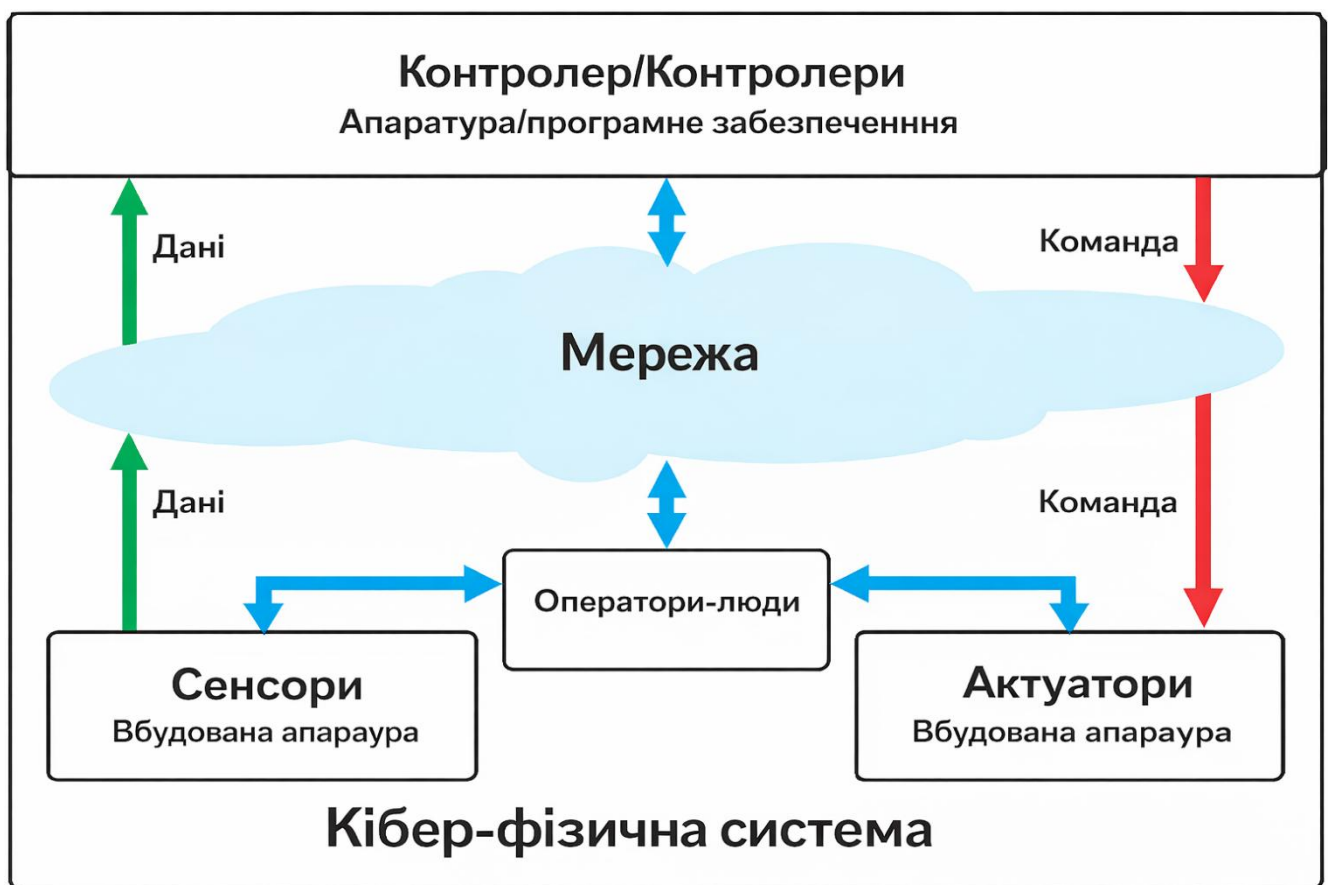


Рисунок 1.2 – Загальна архітектура кіберфізичної системи

З точки зору архітектурної організації, переважна більшість сучасних КФС будується за ієрархічним трирівневим принципом, що відображає природну декомпозицію функцій системи відповідно до її просторового розгортання та обчислювальних можливостей компонентів. Перший рівень, що отримав назву рівня сприйняття або рівня давачів, забезпечує безпосередню взаємодію з фізичним

середовищем через вимірювальні перетворювачі різної природи — оптичні, електрохімічні, ємнісні, індуктивні тощо. На цьому рівні виконується первинна оцифровка аналогових сигналів, їх локальна фільтрація та попередня обробка, спрямована на підвищення відношення сигнал/шум та виявлення очевидних аномалій вимірювання. В сучасних КФС функції першого рівня реалізуються на мікроконтролерах або однокристальних системах, що поєднують вбудовані аналогово-цифрові перетворювачі, апаратні реалізації комунікаційних інтерфейсів та обчислювальне ядро, достатнє для виконання простих алгоритмів обробки сигналів у реальному часі.

Другий рівень, комунікаційний або рівень шлюзу, виконує функцію агрегації даних від множини сенсорних вузлів першого рівня та їх ретрансляції до хмарної інфраструктури. Шлюз є критично важливим елементом розподіленої КФС, оскільки він забезпечує протокольне узгодження між ресурсно обмеженими польовими вузлами, що використовують енергоефективні стандарти ближньої та середньої дальності зв'язку, та глобальною мережею Інтернет. Крім ретрансляції, шлюз може виконувати первинну агрегацію, стиснення та буферизацію даних для забезпечення надійності передачі при нестабільному мережевому з'єднанні. В окремих архітектурних рішеннях на рівні шлюзу реалізуються також аналітичні функції проміжної складності, що дозволяють приймати локальні управляючі рішення без звернення до хмари та суттєво скорочують латентність реакції системи на критичні події.

Третій рівень, хмарний або рівень аналітики, забезпечує довгострокове зберігання даних, виконання ресурсоємних обчислювальних задач навчання моделей машинного навчання, просторова інтерполяція, аналіз часових рядів, а також надання інтерфейсів для взаємодії з кінцевими користувачами системи через веб-додатки, мобільні застосунки або програмні інтерфейси. Хмарний рівень також відповідає за управління конфігурацією польових вузлів, розгортання оновлень прошивки та моніторинг стану всієї розподіленої мережі.

Важливою характеристикою сучасних КФС є концепція крайових обчислень, що передбачає перенесення частини аналітичних функцій з хмарного рівня

безпосередньо на рівень сенсорних вузлів або шлюзів. Ця тенденція зумовлена кількома практичними міркуваннями. По-перше, передача необроблених даних від великої кількості датчиків до хмари вимагає значної пропускної здатності каналу зв'язку, що є проблематичним для систем з енергоефективними радіоінтерфейсами малої дальності. По-друге, затримка між моментом вимірювання та отриманням результату обробки з хмари може бути неприйнятною для застосувань реального часу. По-третє, багато сценаріїв розгортання КФС передбачають роботу в умовах нестабільного або повністю відсутнього мережевого з'єднання, і система повинна зберігати функціональність навіть при тривалому від'єднанні від хмари. Крайові обчислення вирішують усі три проблеми за рахунок локальної обробки даних і передачі до хмари лише кінцевих результатів або агрегованих зведень.

Реалізація крайових обчислювальних функцій на мікроконтролерах стала можливою завдяки розвитку напряму TinyML, що є адаптацією алгоритмів машинного навчання до ресурсно обмежених платформ. Сучасні бібліотеки, зокрема TensorFlow Lite for Microcontrollers та ONNX Runtime Mobile, дозволяють виконувати інференс нейромережевих моделей на мікроконтролерах з обсягом оперативної пам'яті від кількох сотень кілобайт, що ще кілька років тому вважалось технічно неможливим. Ключовим інструментом є квантизація моделі – перетворення вагових коефіцієнтів з 32-бітного формату float на 8-бітні цілі числа, що дозволяє зменшити розмір моделі у чотири рази та прискорити обчислення на процесорах без апаратного блоку обробки чисел з плаваючою комою.

Комунікаційна підсистема є ще одним критично важливим компонентом КФС, вибір якого визначається специфікою конкретного застосування. Для агрономічних застосувань, що передбачають розгортання датчиків на відкритих сільськогосподарських угіддях площею від кількох до кількох тисяч гектарів, стандарт LoRaWAN є найбільш поширеним вибором завдяки унікальному поєднанню дальності (до 15 км у сільській місцевості), низького енергоспоживання (струм передачі ~40 мА, струм очікування ~1 мкА) та прийнятної пропускної здатності для передачі агрегованих результатів вимірювань. Альтернативними стандартами є Sigfox, NB-IoT, LTE-M. Вони мають власні переваги та недоліки,

зокрема Sigfox забезпечує ще ширше покриття, але суворо обмежує кількість повідомлень на добу; NB-IoT та LTE-M забезпечують вищу пропускну здатність, але вимагають покриття мобільної мережі та мають вище енергоспоживання. Для локальної взаємодії в межах сенсорного вузла стандартним є використання інтерфейсу I²C для підключення цифрових давачів та аналогово-цифрового перетворювача для оцифрування аналогових сигналів, тоді як Bluetooth Low Energy забезпечує безпроводний інтерфейс для локального налаштування та діагностики без демонтажу обладнання.

Окремої уваги заслуговує питання енергоефективності сенсорних вузлів КФС, що розгортаються в польових умовах без доступу до стаціонарного джерела живлення. Основним інструментом управління енергоспоживанням є режими зниженого споживання мікроконтролера, зокрема режим глибокого сну, в якому більшість функціональних блоків кристала відключається і споживання знижується до одиниць мікроампер. Сучасні мікроконтролери, зокрема ESP32-S3, підтримують циклічну роботу з прокиданням за таймером: вузол виконує вимірювання, обробку та передачу даних протягом кількох секунд, після чого повертається в режим глибокого сну до наступного циклу. При інтервалі вимірювань 15 хвилин та часі активної роботи 10 секунд середній струм споживання вузла становить менше 1 мА, що при використанні акумулятора ємністю 3000 мА·год забезпечує автономну роботу понад 120 діб. Додаткове підключення сонячної панелі потужністю 1-2 Вт теоретично забезпечує необмежений термін автономної роботи в умовах достатньої інсоляції.

Надійність та відмовостійкість є ще однією важливою характеристикою КФС моніторингу, що розгортаються в умовах агресивного зовнішнього середовища. Механічний захист вузла визначається ступенем захисту корпусу відповідно до стандарту ІЕС 60529 (IP-рейтинг): для польового агрономічного застосування мінімально необхідним є IP65, що забезпечує захист від пилу та струменів води, а в зонах можливого затоплення – IP67 або IP68. На програмному рівні відмовостійкість забезпечується механізмами апаратного сторожового таймера, що автоматично перезавантажує мікроконтролер при зависанні програми, а також

буферизацією вимірювань у локальній флеш-пам'яті при втраті зв'язку з шлюзом для подальшої передачі при відновленні з'єднання. Сукупність розглянутих архітектурних принципів та технічних рішень формує методологічну базу для проєктування кіберфізичної системи визначення вмісту вуглецю в ґрунтах, що описується в наступних розділах роботи.

1.4 Аналіз існуючих кіберфізичних та IoT-систем моніторингу ґрунтових параметрів

Розвиток технологій Інтернету речей та концепції кіберфізичних систем відкрив принципово новий напрям у агроекологічному моніторингу, що поєднує розподілені мережі датчиків з хмарними аналітичними платформами та алгоритмами машинного навчання. Аналіз існуючих рішень дозволяє виявити їхні переваги та обмеження в контексті задачі визначення вмісту органічного вуглецю.

Комерційна система SoilCares Scanner (Нідерланди) реалізує портативний NIR-спектрометр для польового аналізу ґрунту з можливістю визначення SOC, рН та текстури. Хмарна обробка даних здійснюється через мобільний застосунок, що передає спектр на віддалений сервер і повертає результат протягом кількох хвилин. Принциповим обмеженням системи є замкнена модель калібрування, що унеможливорює адаптацію до регіональних особливостей ґрунтів, а також залежність від стабільного мобільного з'єднання та відсутність компенсації вологості для польових вимірювань. Система SCiO (Consumer Physics, Ізраїль) є мікроспектрометром споживчого класу з діапазоном 740–1070 нм, що орієнтований переважно на харчову промисловість, однак досліджувався і для ґрунтового аналізу. Дослідження Ben-Dor et al. показали обмежену точність SCiO для визначення SOC ($R^2 < 0.55$) через вузький спектральний діапазон та відсутність попередньої обробки специфічної для ґрунтових матриць.

Серед академічних розробок виділяється система LUCAS Soil Sensor Network (JRC, Єврокомісія), що є мережею стаціонарних датчиків для довгострокового моніторингу ґрунтових параметрів на тестових полігонах. Система використовує

лабораторні спектрометри з повним VIS–NIR діапазоном 400–2500 нм та забезпечує еталонну точність, однак є надто дорогою та енергозалежною для масштабованого польового розгортання. Платформа Arable Mark (США) інтегрує мікрокліматичні та спектральні давачі з хмарною аналітикою, орієнтуючись переважно на моніторинг рослинного покриву, а не ґрунтових параметрів. Порівняльний аналіз розглянутих систем свідчить про спільну системну проблему: жодна з них не реалізує компенсацію вологості як окремий алгоритмічний блок на рівні крайового обчислення, покладаючись натомість або на попереднє висушування зразків, або на хмарну корекцію з суттєвою затримкою. Саме ця прогалина визначає актуальність запропонованого підходу.

1.5 Постановка задачі

З метою усунення недоліків існуючих підходів до визначення вмісту органічного вуглецю в ґрунті, зокрема неможливості проведення вимірювань безпосередньо в польових умовах без попереднього висушування зразків, відсутності компенсації впливу вологості на спектральний сигнал та високої вартості лабораторного обладнання, необхідно розробити кіберфізичну систему, адаптовану до реальних умов агрономічного моніторингу в зонах антропогенного навантаження. Такий підхід передбачає створення автономного сенсорного вузла на базі мікроконтролера ESP32-S3, що інтегрує мультиспектральний давач AMS AS7341 та аналоговий ємнісний давач вологості, з реалізацією методу компенсації вологісних спотворень спектру безпосередньо на рівні мікроконтролера, що дозволить здійснювати оперативне визначення рівня вуглецю в польових умовах без демонтажу обладнання та доставки зразків до лабораторії.

Для вирішення задачі проєктування та реалізації кіберфізичної системи визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження слід виконати наступні етапи:

1. проаналізувати сучасні методи, інструментальні засоби та системи моніторингу вмісту вуглецю в ґрунтових екосистемах, а також обґрунтувати

доцільність розробки кіберфізичної системи для моніторингу динаміки вуглецю в умовах антропогенної трансформації ландшафтів;

2. розробити модель впливу вологості ґрунту на його спектральні характеристики та запропонувати метод компенсації вологості для формування скоригованого спектра, що дозволить мінімізувати похибку визначення рівня вуглецю в польових умовах;

3. обґрунтувати вибір апаратних компонентів, датчиків вологості та протоколів зв'язку для побудови сенсорного вузла кіберфізичної системи, а також розробити алгоритм його функціонування;

4. розробити концептуальну архітектуру кіберфізичної системи, що інтегрує рівень польових вимірювань, комунікаційну підсистему (шлюзи) та хмарну платформу з аналітичним рівнем;

5. реалізувати мікросервісну архітектуру хмарного рівня для обробки даних та інтегрувати розроблену математичну модель компенсації вологості в загальну структуру кіберфізичної системи;

6. провести експериментальні дослідження запропонованого методу трансформації та відновлення спектральної сигнатури ґрунту, оцінити його працездатність у різних умовах;

7. здійснити оцінку ефективності розробленої системи шляхом порівняльного аналізу результатів прогнозування вмісту вуглецю за моделями з використанням методу компенсації вологості та без нього.

2 МОДЕЛЬ ВПЛИВУ ВОЛОГОСТІ ҐРУНТУ НА СПЕКТРАЛЬНІ ХАРАКТЕРИСТИКИ ТА МЕТОД КОМПЕНСАЦІЇ ВОЛОГОСТІ ТА ФОРМУВАННЯ СКОРИГОВАНОГО СПЕКТРУ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ РІВНЯ ВУГЛЕЦЮ

2.1 Фізичні основи спектроскопічного визначення органічного вуглецю

Органічна речовина ґрунту, ключовим елементним компонентом якої є органічний вуглець, має виражені оптичні властивості, що дозволяють здійснювати її непряме кількісне визначення методами дифузної відбивної спектроскопії у видимому та ближньому інфрачервоному діапазоні. Цей діапазон охоплює довжини хвиль приблизно від 400 до 2500 нм, у якому відбувається складна взаємодія електромагнітного випромінювання з гетерогенною матрицею ґрунту, що включає як поверхневе розсіювання, так і об'ємне проникнення променів у частинки органічної та мінеральної фракцій.

Фізична підстава методу ґрунтується на селективному поглинанні світла молекулами гумусових речовин, таких як гумінових кислот, фульвокислот та гуміну, які містять характерні функціональні групи (C–H, C=O, N–H, C–O, O–H, а також ароматичні C=C). Поглинання зумовлене двома основними типами переходів: електронними переходами в системах спряжених подвійних зв'язків (переважно у видимому діапазоні, 400–700 нм), що відповідають за темне забарвлення гумусу, та коливальними переходами (у ближньому інфрачервоному діапазоні, 700–2500 нм). Останні проявляються переважно у формі обертонів (тобто слабші додаткові смуги поглинання в спектрах, які виникають у ближньому інфрачервоному діапазоні) та комбінаційних тонів фундаментальних коливань, що спостерігаються в середньому інфрачервоному діапазоні, але достатньо інтенсивні для реєстрації в NIR (зокрема, перші обертони C–H-розтягування біля 1700–1750 нм, комбінаційні смуги C–H + C=O біля 2200–2300 нм, N–H біля 1500–1550 нм та O–H біля 1400–1900 нм).

Під час дифузної відбивної спектроскопії падаюче випромінювання проникає в пористий зразок ґрунту, зазнає багаторазового розсіювання на частинках різного

розміру та поглинання в об'ємі, після чого частина енергії виходить назад у вигляді дифузно відбитого потоку.

Відповідно до закону Бугера-Ламберта-Бера інтенсивність поглинання на кожній довжині хвилі λ пропорційна концентрації поглинаючих центрів (функціональних груп, пов'язаних з органічним вуглецем) та ефективній довжині оптичного шляху в зразку. У випадку дифузного відбиття пряма аплікація цього закону ускладнюється одночасним впливом коефіцієнта розсіювання, тому для кількісного опису взаємозв'язку між відбиттям $R(\lambda)$ та коефіцієнтами поглинання $k(\lambda)$ і розсіювання $s(\lambda)$ застосовують теорію Кубелки-Мунка, де функція перетворення $f(R) = (1-R)^2/(2R) \approx k/s$ є лінійно пов'язаною з концентрацією органічного вуглецю за умови стабільного розсіювання.

Таким чином, характерні смуги поглинання гумусових речовин спричиняють детерміноване, спектрально-селективне ослаблення відбитого від поверхні зразка випромінювання на відповідних довжинах хвиль. Це явище генерує статистично стійку, хоча й нелінійну, залежність між повним спектральним профілем дифузного відбиття та масовою часткою органічного вуглецю в ґрунті. Залежність стає придатною для кількісного аналізу завдяки тому, що органічний вуглець є домінуючим елементом гумусового комплексу, а його вміст корелює з інтенсивністю зазначених оптичних сигналів. Непрямий характер визначення зумовлений саме цією кореляцією, що дозволяє використовувати хемометричні моделі (наприклад, метод часткових найменших квадратів) для перетворення спектральних даних у значення органічного вуглецю без руйнування дослідного зразка.

Тому можна зробити висновок, що такий фізичний механізм забезпечує високу експресність, недеструктивність і можливість автоматизації аналізу, роблячи спектроскопію у видимому та ближньому інфрачервоному діапазоні ефективною альтернативою традиційним мокрохімічним методам визначення органічного вуглецю.

2.2 Базова спектральна модель прогнозування органічного вуглецю

Нехай вектор спектральних відбиттів, виміряних датчиком у видимому та ближньому інфрачервоному діапазонах, позначається як $R = [R_1, R_2, \dots, R_n]^T \in \mathbb{R}^n$, де n – кількість спектральних каналів давача (центральні довжини хвиль: 415, 445, 480, 515, 555, 590, 630, 680, 910 нм та два широкосмугові канали Clear і NIR). Базова лінійна регресійна модель прогнозування масової частки органічного вуглецю має вигляд:

$$\hat{SOC} = \beta_0 + \sum_{i=1}^n \beta_i \cdot R\lambda_i, \quad (2.1)$$

де β_0 – вільний член регресії, β_i – калібрувальні коефіцієнти, отримані в процесі навчання моделі на вибірці з датасету, $R\lambda_i$ – коефіцієнт відбиття у i -му спектральному каналі давача. Слід підкреслити, що вираз (2.1) описує ідеалізований випадок вимірювання на повністю висушеному та просіяному зразку, тобто саме в таких умовах формувались спостереження основних відомих датасетів, наприклад LUCAS (зразки висушувались на повітрі та просівались через сито 2 мм). Реальне польове вимірювання відхиляється від цих умов насамперед через вологість ґрунту, що є головним систематичним чинником похибки.

Для нелінійного узагальнення базової моделі використовується архітектура багатошарового перцептронну, що є різновидом штучної нейронної мережі. Застосування нелінійної моделі обґрунтовується тим, що зв'язок між спектральними характеристиками ґрунту та вмістом органічного вуглецю є принципово нелінійним: він залежить від типу ґрунту, мінерального складу, вмісту карбонатів, рН та інших чинників, що варіюються в широких межах у загальноєвропейському датасеті LUCAS. У загальному вигляді нейромережева модель прогнозування можна описати функцією:

$$\hat{CSOC} = F(R, \Theta), \quad (2.2)$$

де $F(\cdot, \Theta)$ – нелінійна функція, параметризована вектором навчених ваг та зміщень Θ , R – вхідний вектор спектральних відбиттів. Конкретно, для архітектури з одним прихованим шаром з H нейронами та функцією активації $\text{ReLU}(\cdot) = \max(0, \cdot)$, модель набуває вигляду:

$$\hat{CSOC} = W_{(2)} \cdot \text{ReLU}(W_{(1)} \cdot R + b_{(1)}) + b_{(2)}, \quad (2.3)$$

де $W_{(1)} \in \mathbb{R}^{H \times n}$, $b_{(1)} \in \mathbb{R}^H$ – матриця ваг та вектор зміщень першого шару; $W_{(2)} \in \mathbb{R}^{1 \times H}$, $b_{(2)} \in \mathbb{R}$ – параметри вихідного шару. Навчання здійснюється мінімізацією функції втрат середньоквадратичної похибки методом зворотного поширення помилки (backpropagation) з оптимізатором Adam.

2.3 Модель впливу вологості ґрунту на спектральні характеристики

Вологість ґрунту є найбільш значущим чинником, що спотворює результати спектроскопічного визначення органічного вуглецю в польових умовах. Фізичний механізм цього ефекту пов'язаний з тим, що молекули води мають виражені смуги поглинання в ближньому інфрачервоному діапазоні (близько 970, 1190 та 1450 нм), а також нелінійно змінюють коефіцієнт заломлення та розсіювання ґрунтових агрегатів, що в сумі призводить до систематичного зниження відбиття по всьому спектральному діапазону. Цей ефект часто описується як «затемнення» спектру і за відсутності корекції імітує збільшений вміст темної органічної речовини, тобто призводить до завищення оцінки рівня органічного вуглецю.

Математично зв'язок між вимірним спектром вологого ґрунту R^{wet} та еталонним спектром сухого ґрунту R^{dry} може бути описаний через модель

мультиплікативного загасання. Відповідно до узагальненого закону Бугера-Ламберта-Бера для дифузного відбиття, вплив вологості моделюється як:

$$R^{wet}(\lambda) = R^{dry}(\lambda) \cdot e^{-\alpha_{\lambda} \cdot W}, \quad (2.4)$$

де W – об'ємна вологість ґрунту (%), α_{λ} – коефіцієнт, залежний від довжини хвилі поглинання води, що характеризує інтенсивність загасання спектрального сигналу на довжині хвилі λ зі збільшенням вологості на одиницю. Значення α_{λ} є різними для різних спектральних каналів: для видимого діапазону (< 700 нм) вони є відносно малими, тоді як у ближньому інфрачервоному діапазоні (> 800 нм) суттєво зростають через перекривання з обертонами коливань молекул H_2O .

Логарифмуючи вираз (2.4), отримуємо лінійний зв'язок між логарифмом відношення спектрів та вологістю:

$$\ln R^{wet}(\lambda) = \ln R^{dry}(\lambda) - \alpha_{\lambda} \cdot W. \quad (2.5)$$

Цей лінійний зв'язок є фізично обґрунтованим і підтверджується низкою емпіричних досліджень, хоча на практиці залежність може мати нелінійний характер при високих значеннях вологості ($W > 35\text{--}40\%$) через насичення ефекту та зміну структури ґрунтових агрегатів. У межах робочого діапазону вологостей, характерних для більшості агроєкосистем ($W \in [5\%, 35\%]$) і лінійне наближення є достатньо точним.

2.4 Модель ємнісного давача вологості та отримання сигналу

Аналоговий ємнісний давач вологості ґрунту генерує вихідну аналогову напругу U_{moist} (В), що в першому наближенні є лінійною функцією об'ємної вологості W . Аналого-цифровий перетворювач (АЦП) мікроконтролера ESP32-S3 (12-бітний, опорна напруга 3.3 В) оцифровує даний сигнал наступним чином:

$$ADC_{raw} = \text{round} \left(U_{moist} \cdot \frac{2^{12} - 1}{U_{ref}} \right), \quad (2.6)$$

де $U_{ref} = 3.3$ В. Для отримання оцінки вологості у фізичних одиницях застосовується афінне перетворення:

$$\hat{W} = \alpha \cdot ADC_{raw} + b, \quad (2.7)$$

де a , b – калібрувальні коефіцієнти давача, що визначаються за двоточковим калібруванням: з використанням повністю висушеного зразка ($W \approx 0\%$) та зразка із відомою вологістю. Зазначений лінійний характер перетворення є стандартним для ємнісних давачів такого класу та підтверджується технічною документацією виробників. Отримане значення \hat{W} слугує входом для наступного блоку – моделі компенсації вологості.

2.5 Метод компенсації вологості та формування скоригованого спектру для визначення рівня вуглецю

Ключовою науково-технічною складовою запропонованої кіберфізичної системи є метод компенсації вологості, який забезпечує трансформацію виміряного у польових умовах спектра вологого ґрунту $R^{vet}(\lambda)$ у скоригований спектр $R^{corr}(\lambda)$, що є статистично еквівалентним спектру сухого лабораторного зразка.

Необхідність такої процедури зумовлена тим, що базовий набір даних LUCAS, який використовується для навчання прогнозних моделей вмісту органічного вуглецю, складається виключно із сухих та просіяних зразків, тоді як реальне антропогенне середовище характеризується мінливою вологістю. Оскільки вода інтенсивно поглинає світло в інфрачервоному діапазоні, «сирі» польові дані демонструють суттєве зниження інтенсивності відбиття.

Для формування стійкого алгоритму корекції на етапі навчання було реалізовано процедуру інтелектуальної аугментації даних LUCAS. Кожен оригінальний спектр $R^{dry}(\lambda)$ проходив етап програмного зволоження за моделлю експоненціального згасання відповідно до формули 2.4. У даній формулі значення W визначає рівень об'ємної вологості, який для кожного зразка обирається випадковим чином у діапазоні від 0,05 до 0,4 м³/м³. Це дозволило створити репрезентативний масив парних даних, де відомому вмісту вуглецю відповідає широкий спектр варіантів спектральних кривих залежно від ступеня зволоженості.

Фундаментальною особливістю моделі є вектор коефіцієнтів спектрального поглинання, який формально задається:

$$\alpha = [\alpha_{\lambda_1}, \alpha_{\lambda_2}, \dots, \alpha_{\lambda_n}]^T. \quad (2.8)$$

У рамках даної роботи вектор α оцінювався емпірично методом найменших квадратів, що дозволяє кіберфізичній системі автоматично ідентифікувати нелінійний вплив вологи на різних довжинах хвиль. Встановлено, що фізична природа поглинання найкраще описується комбінацією базового рівня та селективного піка у ближній інфрачервоній області:

$$\alpha_{\lambda} = 0.8 + 1.5 \cdot \exp\left(-\frac{(\lambda - 970)^2}{2 \cdot 200^2}\right). \quad (2.9)$$

У структурі запропонованого методу компенсації вологості функціональна залежність α_{λ} відіграє роль фізично фільтра, що описує складну взаємодію електромагнітного випромінювання з багатофазною системою ґрунту. Базова константа 0.8 у цій моделі виступає інтегральним показником загального оптичного потемніння ґрунтового профілю. Це явище зумовлене зміною умов розсіювання світла на межі розділу фаз: вода заповнює пори між твердими частками, витісняючи повітря та змінюючи ефективний коефіцієнт заломлення

середовища, що призводить до інтенсивнішого поглинання енергії та зменшення частки дифузного відбиття по всьому досліджуваному спектральному діапазону.

Водночас гауссівська компонента з центром на довжині хвилі 970 нм моделює специфічну спектральну активність молекул рідкої води, що відповідає першому обертону валентних коливань зв'язків О–Н. Таке нелінійне доповнення дозволяє моделі враховувати селективний характер поглинання світла вологою, який є найбільш вираженим у ближній інфрачервоній області. Завдяки математичній суперпозиції базового фону та спектрального «піка», результуючий коефіцієнт α у критичній зоні 970 нм сягає максимальних значень $\alpha \approx 2.3$, що спричиняє значно глибше просідання спектральної кривої порівняно з видимим діапазоном.

Графік функції моделювання вектора α із урахуванням базового рівня поглинання (0.8) та гауссівського піку активності молекул води в NIR-діапазоні наведено на рис. 2.1.

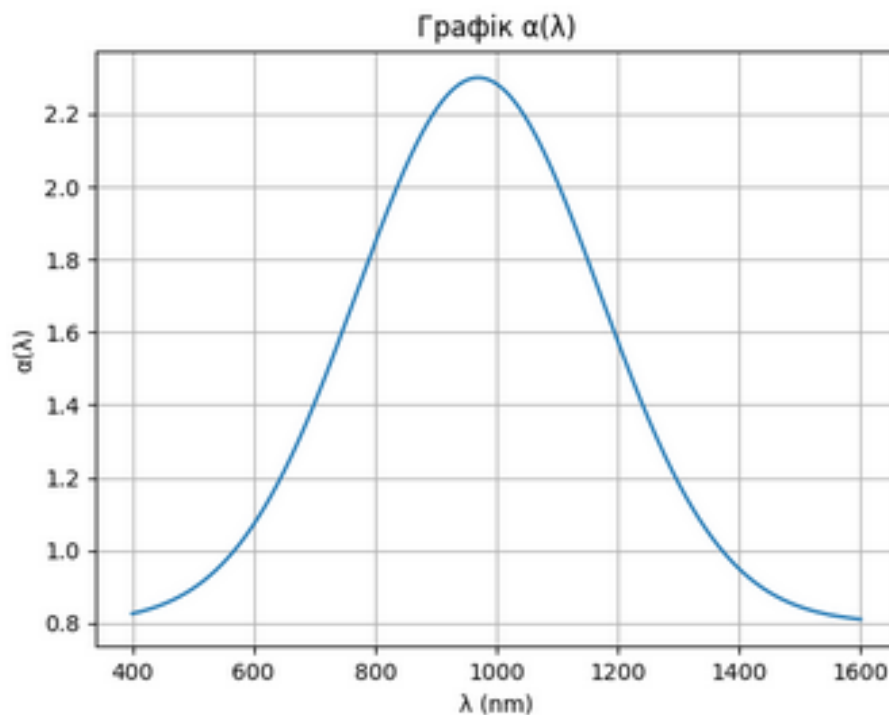


Рисунок 2.1 – Графік функції моделювання вектора α із урахуванням базового рівня поглинання (0.8) та гауссівського піку активності молекул води в NIR-діапазоні

Таким чином в режимі реального часу кіберфізична система використовує дані із аналогового датчика вологості, який через аналого-цифровий перетворювач мікроконтролера ESP32 постачає значення оціненої вологості \hat{W} . На основі цього показника виконується зворотне перетворення, тобто маючи вже обчислені значення вектора α , рівень вологості ґрунту \hat{W} :

$$R^{corr}(\lambda) = R^{wet}(\lambda) \cdot \exp(\alpha_\lambda \cdot \hat{W}). \quad (2.10)$$

Таким чином можемо подати кроки методу компенсації вологості та формування скоригованого спектру через наступну послідовність кроків які формуються два етапи – етап емпіричної оцінки та етап використання:

1. Етап емпіричної оцінки.

1.1 Екстракція даних, із датасету LUCAS виділяються цільові властивості ґрунту (вміст ОС) та відповідні їм спектри високої роздільної здатності. Даний етап виконується для всього набору тестових даних із датасету LUCAS.

1.2 Емуляція сенсорного впливу (аугментація), проводиться програмне моделювання вологості. Для кожного сухого спектра генерується випадкове значення об'ємної вологості $W = [0.05, 0.4]$ м³/м³, після чого за формулою 2.4 створюється масив «зашумлених» вологою спектрів.

1.3 Емпірична оцінка вектора α , використовуючи сформовані пари «сухий/вологий спектр», методом найменших квадратів обчислюється вектор коефіцієнтів поглинання α для всього спектрального діапазону. На цьому ж етапі верифікується відповідність отриманого вектора фізичній моделі із піком на 970 нм.

Щоб знайти методом найменших квадратів (на етапі навчання), виконується логарифмування формули (2.4), перетворюючи її на лінійне рівняння:

$$\ln \frac{R^{dry}}{R^{wet}} = \alpha_\lambda \cdot \hat{W}. \quad (2.11)$$

1.4 Попередня обробка, отримані спектри проходять через фільтрацію, корекцію розсіювання та обчислення похідних для посилення аналітичного сигналу.

1.5 Калібрування прогнозних моделей, на основі скоригованих даних проводиться навчання ансамблю моделей машинного навчання (RF, MLP, SVR), де входом є спектральні ознаки, а виходом – вміст органічного вуглецю.

2. Етап використання

2.1 Синхронне вимірювання, система одночасно зчитує спектральну інтенсивність R^{wet} через оптичний модуль та значення напруги з аналогового ємнісного датчика вологості \hat{W} .

2.2 Динамічна компенсація, обчислювальний модуль (мікроконтролер ESP32) перетворює напругу датчика в об'ємну вологість і в реальному часі застосовує формулу зворотного перетворення відповідно до формули 2.4 та формує $R^{corr}(\lambda)$.

2.3 Прогноз та візуалізація, сформований скоригований спектр подається на вхід попередньо навченої моделі, яка видає фінальне значення вмісту органічного вуглецю.

Узагальнену схему методу компенсації вологості та формування скоригованого спектру для визначення рівня вуглецю наведено на рис. 2.2.

2.6 Попередня обробка отриманих спектрів у методі компенсації вологості та формування скоригованого спектру для визначення рівня вуглецю

Для посилення аналітичного сигналу та підготовки скоригованого спектра R^{corr} до стадії прогнозування вмісту вуглецю, на етапі попередньої обробки застосовується ряд математичних операцій, що дозволяють усунути адитивні та мультиплікативні завади.

Зокрема в рамках методу компенсації вологості та формування скоригованого спектру для визначення рівня вуглецю, що функціонує в складі кіберфізичної системи визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах

антропогенного навантаження застосовуються такі перетворення: фільтрація (згладжування Савіцького-Голея), корекція розсіювання, обчислення першої похідної, а також виявлення аномалій. Діаграму процесу очищення вхідних даних наведено на рис.2.3.

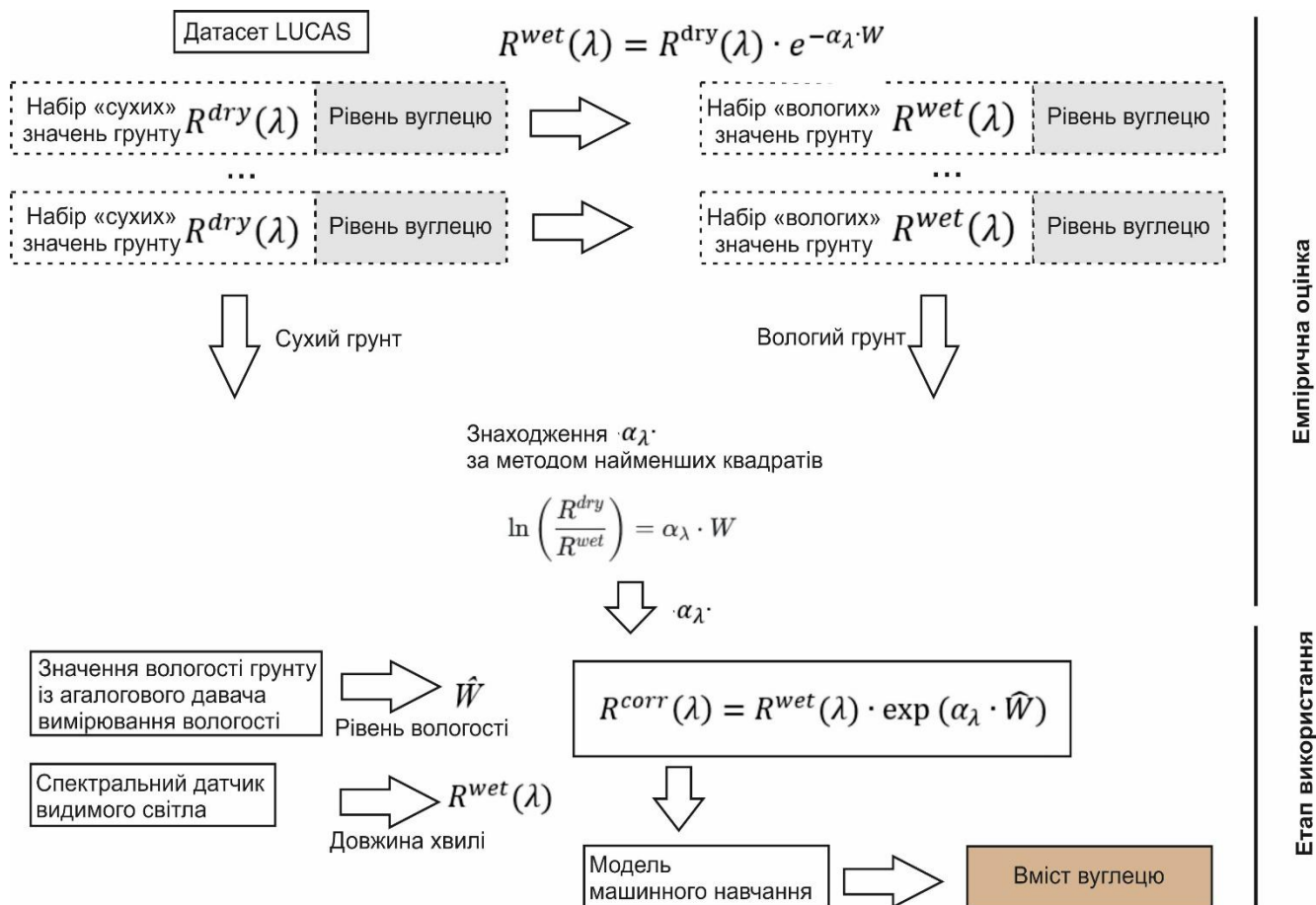


Рисунок 2.2 – Схема методу компенсації вологості та формування скоригованого спектру для визначення рівня вуглецю

Для мінімізації високочастотного апаратного шуму без втрати інформації про вузькі піки поглинання використовується метод поліноміального згладжування. Значення у кожній точці спектра перераховується шляхом апроксимації значень у «ковзному вікні» поліномом певного ступеня:

$$y_i^* = \frac{\sum_{j=-k}^k C_j y_{i+j}}{N}, \quad (2.12)$$

де y_i^* – згладжене значення, C_j – вагові коефіцієнти полінома, а $2k + 1$ – ширина вікна фільтрації.

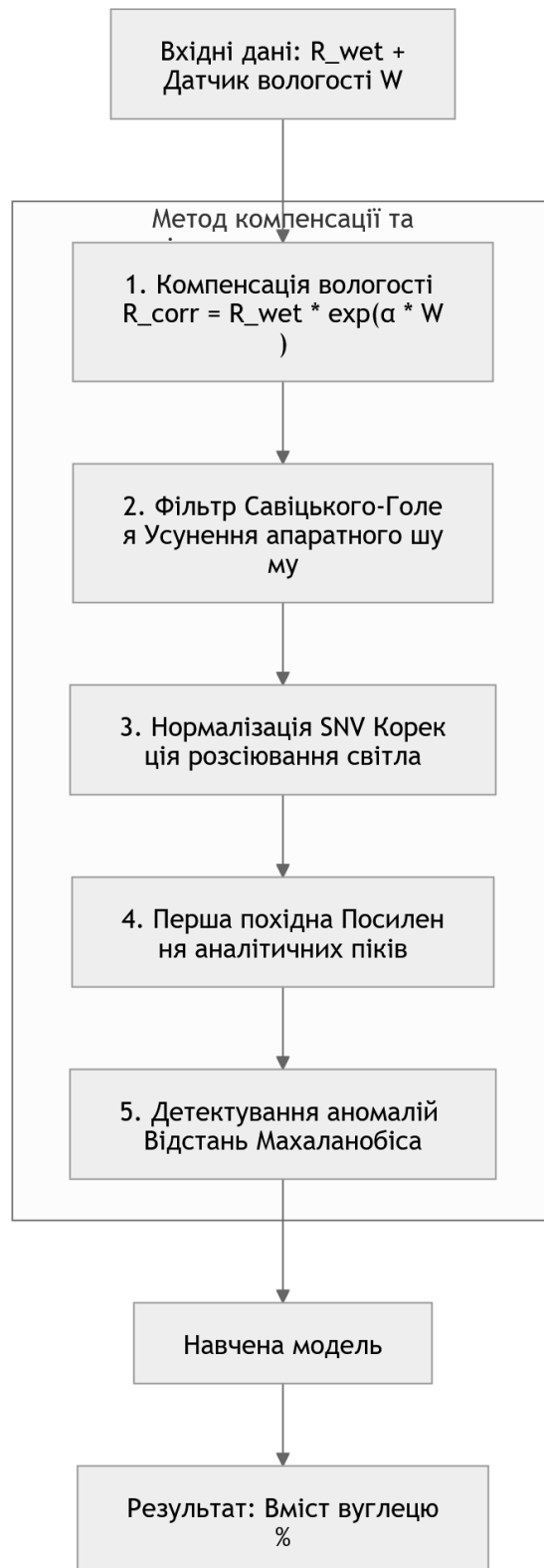


Рисунок 2.3 – Діаграма процесу очищення вхідних даних

Для усунення ефектів варіації розміру часточок ґрунту та нерівностей поверхні, які спричиняють паралельний зсув спектральних кривих використано корекцію розсіювання. Кожен спектр центрується та нормується на власне стандартне відхилення:

$$R_{SNV}(\lambda) = \frac{R^{corr}(\lambda) - \bar{R}}{\sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (R^{corr}(\lambda_i) - \bar{R})^2}} \quad (2.13)$$

де \bar{R} – середнє значення коефіцієнта відбиття за всім спектральним діапазоном конкретного зразка. Це дозволяє привести всі вимірювання до єдиного масштабу, фокусуючи модель на формі кривої, а не на її абсолютному рівні.

Для усунення базового дрейфу та акцентування уваги на прихованих смугах поглинання органічних сполук застосовується операція диференціювання. Найчастіше це реалізується за методом скінченних різниць або через формалізм Савіцького-Голя:

$$\frac{dR}{d\lambda} = \frac{R(\lambda_{i+\Delta}) - R(\lambda_{i-\Delta})}{2\Delta} \quad (2.14)$$

де Δ – крок довжини хвилі. Перша похідна перетворює “сходи́нки” та “горби” спектра на чіткі екстремуми, що значно полегшує процес виділення ознак для моделей машинного навчання.

Після виконання математичних перетворень проводиться перевірка зразка на відповідність статистичним межам навчальної вибірки за допомогою відстані Махаланобіса:

$$D_M(x) = \sqrt{(x - \mu)^T S^{-1} (x - \mu)}, \quad (2.15)$$

де x – вектор обробленого спектра, μ – середній вектор навчального набору, S^{-1} – обернена коваріаційна матриця. Якщо D_M перевищує критичне значення, зразок маркується як аномальний (наприклад, через потрапляння стороннього предмета під промінь давача) і виключається з аналізу для запобігання помилковим прогнозам.

Розглянемо дію етапу попередньої обробки на конкретних числах для зразка LUCAS_ID_5921 (OC=4.63%) після того, як вже було проведено компенсація вологості та було отримано спектр R^{corr} . Припустимо, ми аналізуємо ділянку спектра біля 1400 нм (смуга поглинання ОН-груп).

Нехай задано, що через різну текстуру ґрунту (грудочки або пісок) один і той самий зразок може давати загальне відбиття трохи вище або нижче. Показник R_{SNV} дозволяє усунути цю різницю. Нехай для всього спектра цього зразка середнє відбиття $\bar{R} = 0.22$, а стандартне відхилення $\sigma = 0.08$. Значення в точці 1400 нм $R^{corr} = 0.26$. Тобто $R_{SNV} = \frac{0.26-0.22}{0.08} = \frac{0.04}{0.08} = 0.5$. Тобто тепер значення не залежить від того, наскільки яскраво світив світлодіод або наскільки щільно був притиснутий датчик. Отримане значення 0.5 визначає відносну величину, яка показує, наскільки цей пік вищий за середній рівень конкретно цього зразка.

Тепер розглянемо застосування першої похідної для фільтрації вхідних даних. Похідна показує не “скільки світла відбилося”, а “як швидко змінюється поглинання”. Це дозволяє чітко побачити межу органічної речовини. Нехай для точки 1398 нм значення $R = 0.258$, для точки 1402 нм $R = 0.262$, крок $\Delta = 4$ нм. Тоді значення $\frac{dR}{d\lambda} = \frac{0.262-0.258}{4} = \frac{0.004}{4} = 0.001$.

Таким чином якщо на спектрі була ледь помітна “сходинка” (смуга поглинання вуглецю), то на графіку першої похідної вона перетвориться на чіткий пік. Як наслідок це додає впевненості моделі машинного навчання, де саме шукати ознаки вуглецю, ігноруючи загальний фон.

2.3 Висновки

У межах даного розділу сформовано підхід до вирішення фундаментальної проблеми оптичної деградації спектрального сигналу ґрунту під впливом вологості, що є критичним бар'єром для точного дистанційного аналізу. Обґрунтовано та розроблено нелінійну модель спектрального поглинання. Запропоновано методику інтелектуальної аугментації еталонного набору даних LUCAS, що дозволило шляхом стохастичного моделювання вологості в діапазоні від 0.05 до 0.40 м³/м³ сформувати репрезентативну навчальну вибірку для емпіричної оцінки параметрів компенсації.

Запропонований метод формування скоригованого спектра інтегрує процедуру фізичної корекції з багаторівневою системою попередньої обробки. Сукупність розроблених рішень становить обчислювальну основу функціонування кіберфізичної системи, забезпечуючи її здатність трансформувати нестабільні вимірювання у стандартизовані спектральні образи лабораторної якості в режимі реального часу. Це дозволяє досягти інваріантності прогнозів моделі до гідрологічного стану ґрунту, що є визначальним фактором для ефективного моніторингу вмісту вуглецю в умовах антропогенного навантаження та мінливості навколишнього середовища.

3 КІБЕРФІЗИЧНА СИСТЕМА ВИЗНАЧЕННЯ ВМІСТУ ВУГЛЕЦЮ В ҐРУНТАХ В УМОВАХ АНТРОПОГЕННОГО НАВАНТАЖЕННЯ

3.1 Концептуальна архітектура кіберфізичної системи

Кіберфізична система визначення вмісту вуглецю в ґрунтах являє собою інтегровану технічну платформу, в якій фізичні процеси вимірювання нерозривно поєднані з цифровими алгоритмами обробки даних та телекомунікаційною інфраструктурою. На відміну від традиційних вимірювальних систем, де давачі лише фіксують сирі дані, а їх інтерпретація виконується окремо в лабораторних умовах, запропонована кіберфізична система реалізує повний аналітичний цикл безпосередньо в точці вимірювання, тобто від отримання спектрального сигналу до формування кількісної оцінки вмісту органічного вуглецю з урахуванням поточного гідрологічного стану ґрунту.

Архітектура системи побудована за трирівневим ієрархічним принципом, що є загальноприйнятим підходом у проектуванні розподілених кіберфізичних систем моніторингу. Перший рівень складають сенсорні вузли, які забезпечують безпосередній контакт із фізичним середовищем і виконують первинне вимірювання, фільтрацію сигналу та локальне обчислення оцінки вуглецю. Другим рівнем є комунікаційний шлюз, основним завданням якого є агрегація даних від множини польових вузлів та забезпечення їх передачі до хмарної платформи. Третій рівень – хмарна аналітика, яка здійснює довгострокове зберігання, просторовий аналіз та підтримку прийняття управлінських рішень. Саме така декомпозиція дозволяє системі функціонувати автономно навіть за відсутності мережевого з'єднання, оскільки критичні обчислення зосереджені на першому рівні.

Принциповою особливістю запропонованої архітектури є реалізація методу компенсації вологості, що представлений у розділі 2, безпосередньо на рівні мікроконтролера сенсорного вузла. Це означає, що вже на виході першого рівня формується не сирий спектральний вектор, а скоригована оцінка рівня вуглецю, інваріантна до поточної вологості ґрунту. Такий підхід дозволяє суттєво скоротити

обсяг даних, що передаються по енергоефективному протоколу LoRaWAN, та підвищити надійність системи в цілому, оскільки результат вимірювання не залежить від стабільності хмарного з'єднання.

Архітектуру кіберфізичної системи визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження наведено на рис. 3.1.

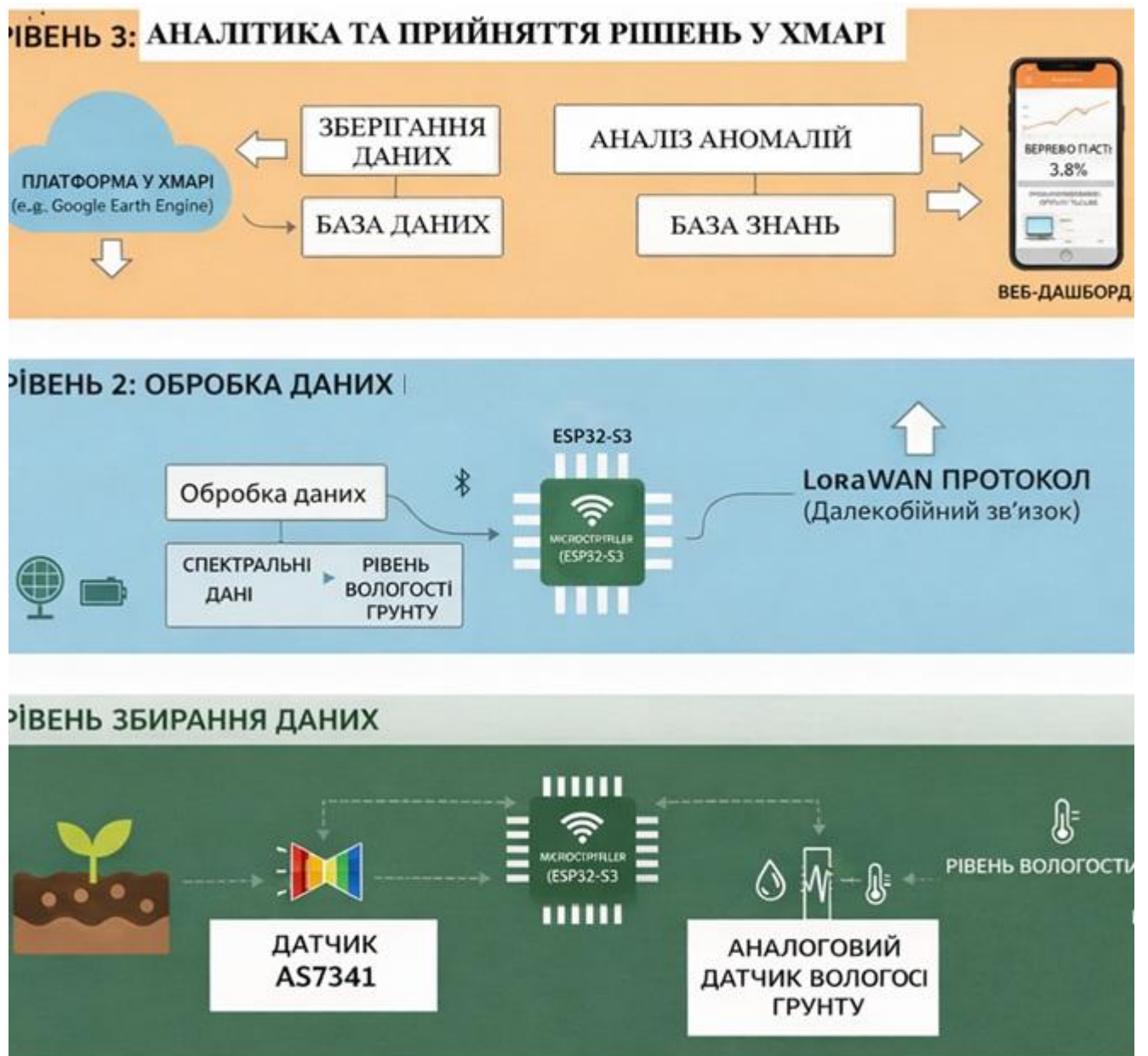


Рисунок 3.1 – Архітектура кіберфізичної системи визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження

3.2 Обґрунтування вибору апаратних компонентів та протоколів зв'язку для Кіберфізична система визначення вмісту вуглецю в ґрунтах

Перед вибором конкретних сенсорних технологій для визначення вмісту вуглецю в ґрунтах доцільно розглянути існуючі підходи, які застосовуються як у наукових дослідженнях, так і в практичних аграрних системах. Це пов'язано з тим, що різні методи базуються на відмінних фізичних принципах вимірювання – від аналізу спектрального відбиття до електромагнітних і радіометричних характеристик ґрунту. Кожен із підходів має свої особливості застосування, що визначаються точністю, вартістю, складністю інтеграції та можливістю використання в польових умовах.

В умовах антропогенного навантаження, де ґрунт піддається впливу забруднення, зміни структури та вологості, вибір технології вимірювання стає особливо критичним. Жоден окремий метод не забезпечує універсальної точності, тому важливо оцінити їх переваги та обмеження ще на етапі проектування системи. Саме порівняльний аналіз різних типів датчиків дозволяє визначити доцільність їх використання у складі кіберфізичної системи та сформулювати основу для подальшої інтеграції мультисенсорного підходу, що підвищує достовірність отриманих результатів.

Розглянемо різні датчики визначення вмісту вуглецю в ґрунтах. Порівняльна характеристика таких датчиків вуглецю представлена у таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Порівняльна характеристика датчиків вуглецю

Тип датчика / Технологія	Принцип роботи	Переваги	Обмеження
Ближня інфрачервона спектроскопія (Vis-NIR)	Вимірює відбиття світла в діапазоні 350–2500 нм	Швидкий аналіз, не руйнує зразок	Чутливість до вологості ґрунту та його агрегатного стану

Продовження таблиці 3.1

Спектроскопія ПЛІС (LIBS)	Використання лазерного імпульсу для створення мікроплазми на поверхні ґрунту	Висока точність, здатність виявляти загальний вуглець (C) безпосередньо	Дороге обладнання, складність у польовому виконанні через вимоги до безпеки лазера
Неупруге розсіювання нейтронів (INS)	Обстріл ґрунту швидкими нейтронами та вимірювання гамма- випромінювання	Аналізує великий об'єм ґрунту (до 30-50 см вглиб) без відбору проб	Громіздке обладнання, використання радіоактивних джерел, висока ціна
Електропровідність та резистивність (EC)	Вимірювання здатності ґрунту проводити струм	Дуже дешевий та надійний метод для картування неоднорідності	Непрямої метод: кореляція з вуглецем залежить від типу глини та вологості
Дистанційне зондування (Супутники/БПЛА)	Аналіз спектральних індексів поверхні відкритого ґрунту	Можливість охоплення величезних територій одночасно	Працює лише на відкритому ґрунті (без рослинності), низька точність для глибоких шарів

Вибір технології зазвичай залежить від балансу між точністю та масштабованістю. Для точного картографування поля найкраще підходять мобільні Vis-NIR датчики, що монтуються на плуг або культиватор. Більшість оптичних датчиків (Vis-NIR) дуже чутливі до води. Оскільки вода поглинає світло

в тих же діапазонах, що й органічні сполуки, результати можуть бути викривлені. Сучасні датчики часто оснащуються додатковим сенсором вологості для автоматичної корекції показників. Для наукових досліджень використовують LIBS, оскільки він дає найбільш наближені до хімічного аналізу результати. Для національного моніторингу оптимальним є поєднання супутникових даних з мережею наземних опорних точок.

Порівняльний аналіз провідних комерційних рішень на ринку мобільних Vis-NIR датчиків представлені у таблиці 3.2.

Таблиця 3.2 – Порівняльний аналіз провідних комерційних рішень на ринку мобільних Vis-NIR датчиків

Модель / Виробник	Країна	Тип інтеграції	Ключові вимірювальні можливості	Особливості та переваги
Precision Planting SmartDepth (з сенсором SmartFirmer)	США	Монтується на сошник сівалки	Органічна речовина, вологість, температура, чистота борозни	Найпопулярніше рішення для посівної. Автоматично регулює глибину посіву залежно від вологості та вмісту гумусу
Veris iScan / MSP3	США	Окремий модуль на рамі (культиватор/ножі)	Органічна речовина, рН, електропровідність (ЕС), вологість	Використовує сапфірове вікно, яке контактує з ґрунтом під тиском, що мінімізує перешкоди.

Продовження таблиці 3.2

Topcon (NORAC) Soil-Max	Японія / Канада	Монтується на культиватор або плуг	Органічна речовина, текстура ґрунту, вологість	Використовує технологію спектроскопії для створення високоточних карт диференційованого внесення добрив (VRA)
CropScan 3300H (Next Instruments)	Австралія	Монтується на бункер або ґрунтообробне обладнання	Вуглець, азот, вологість	Спеціалізується на аналізі зерна та ґрунту. Має потужну хмарну платформу для аналітики накопичених даних
Geoprospectors Topsoil Mapper (TSM)	Австрія	Фронтальна навіска трактора (безконтактний + Vis-NIR модуль)	Ущільнення, вологість, вуглець (непрямо через ЕС та оптику)	Унікальний тим, що поєднує безконтактне електромагнітне зондування з оптичними даними для глибинного аналізу

Для побудови ефективної кіберфізичної системи вибір датчиків має базуватися на принципі багаторівневого збору даних, оскільки вміст вуглецю неможливо виміряти одним простим параметром у польових умовах. Результати порівняльного аналізу датчиків вуглецю для кіберфізичної системи визначення

вмісту вуглецю в ґрунтах представлена у таблиці 3.3. Оскільки КФС передбачає збір даних з різних рівнів, таблиця розділена за функціональним призначенням компонентів.

Таблиця 3.3 – Результати порівняльного аналізу датчиків вуглецю для кіберфізичної системи визначення вмісту вуглецю в ґрунтах

Тип датчика	Приклад моделі	Параметр вимірювання	Точність / Надійність	Складність інтеграції	Переваги та обмеження в умовах КФС
Мультиспектральний	AS7265x (Triad)	Спектральне відбиття (18 каналів)	Висока (у сухому ґрунті)	Середня (I2C інтерфейс)	Дозволяє виявити специфічні «підписи» гумусу; чутливий до вологи
Мікро-NIR	Texas Instruments DLP NIRscan	Ближня ІЧ-спектроскопія	Дуже висока	Висока (потребує калібрування)	Найкращий для кількісного аналізу вуглецю; висока вартість модуля
Електромагнітний	Custom EM Sensor (LDC1612)	Імпеданс та діелектрична проникність	Середня	Висока (власна розробка)	Пряма кореляція з вуглецем через фізико-хімічні властивості; стійкий до бруду
Колориметричний	Nix Pro 2 / TCS34725	Колірні координати (CIELAB/RG B)	Помірна	Низька	Простий у використанні; потребує стабільного освітлення та ідеально рівної поверхні

Продовження таблиці 3.3

Газовий NDIR	Sensirion SCD4x / MH-Z19	Концентрація CO ₂ (емісія)	Висока	Низька (I2C/UART)	Дозволяє оцінити динаміку втрати вуглецю в реальному часі через «дихання» ґрунту
Комбінований (TDR)	TEROS 12	Вологість, температура , провідність	Еталонна	Середня	Критично важливий для корекції даних інших датчиків (нівелювання впливу вологи)

При розробці кіберфізичної системи визначення вмісту вуглецю в умовах антропогенного навантаження (забруднення, ущільнення ґрунту) застосування єдиного широкосмугового спектрального давача без урахування гідрологічного стану середовища призводить до систематичних похибок у прогнозі вмісту вуглецю. Як показано у розділі 2, вологість ґрунту є домінуючим чинником спотворення спектрального сигналу, оскільки вода інтенсивно поглинає випромінювання у ближній інфрачервоній області та нелінійно змінює коефіцієнт розсіювання ґрунтових агрегатів по всьому аналізованому діапазоні. Тому оптимальним рішенням для даної кіберфізичної системи є інтеграція двох взаємодоповнюючих компонентів: мультиспектрального давача AMS AS7341 для отримання спектральної сигнатури ґрунту у видимому та ближньому інфрачервоному діапазоні (350-1000 нм) та аналогового ємнісного давача вологості (рис. 3.2) для вимірювання поточного гідрологічного стану, необхідного для компенсації вологісних спотворень спектру за методом компенсації вологості та формування скоригованого спектру для визначення рівня вуглецю, описаним у підрозділі 2.5.

Такий двокомпонентний підхід забезпечує програмному рівню КФС можливість автоматичної корекції спектральних даних відповідно до вимірної

вологості безпосередньо на мікроконтролері сенсорного вузла. Вибір доступних за вартістю модулів (AS7341 ~300 грн, ємнісний давач вологості ~100 грн) визначає конкурентну перевагу системи у масштабованості: низька сукупна вартість вузла дозволяє розгортати щільні мережі давачів для моніторингу великих сільськогосподарських угідь у режимі реального часу, що є ключовою вимогою для оперативної оцінки динаміки вмісту вуглецю в умовах антропогенного навантаження.



Рисунок 3.2 – Аналоговий ємнісний давач вологості ґрунту та модуль спектральний датчик видимого світла AS7341

Для забезпечення функціонування кіберфізичної системи, яка поєднує спектральний та ємнісний давачі з алгоритмом компенсації вологості та нейромережовим інференсом, мікроконтролер повинен відповідати сукупності вимог: достатня обчислювальна потужність для виконання матричних операцій моделі машинного навчання у реальному часі, наявність 12-бітного АЦП для точного оцифрування аналогового сигналу давача вологості, підтримка інтерфейсу I²C для зв'язку з AS7341, вбудований модуль безпроводного зв'язку для локального налаштування та передачі даних, а також ультранизьке споживання в режимі очікування для забезпечення тривалої автономної роботи від акумулятора. У

таблиці 3.4 наведено порівняльний аналіз мікроконтролерів, що розглядались як кандидати для інтеграції обраних датчиків.

Таблиця 3.4 – Порівняльний аналіз мікроконтролерів для сенсорного вузла кіберфізичної системи

Характеристика	ESP32-S3 (обраний)	ESP32 Classic	STM32F4	Arduino Mega
Архітектура процесора	Xtensa LX7 двоядерний	Xtensa LX6 двоядерний	ARM Cortex- M4	AVR 8-bit
Тактова частота	240 МГц	240 МГц	168 МГц	16 МГц
Оперативна пам'ять	512 КБ SRAM + 8 МБ PSRAM	520 КБ SRAM	192 КБ SRAM	8 КБ SRAM
Флеш-пам'ять	8 МБ	4 МБ	1 МБ	256 КБ
Інтерфейс I ² C	Так (×2)	Так (×2)	Так (×3)	Так (×1)
АЦП (бітність/кан.)	12 біт / 20 кан.	12 біт / 18 кан.	12 біт / 24 кан.	10 біт / 16 кан.
Wi-Fi / BLE	Wi-Fi + BLE 5.0	Wi-Fi + BLE 4.2	Немає	Немає
Deep Sleep струм	~7 мкА	~10 мкА	~2 мкА	~35 мА
Підтримка TFLite Micro	Так (офіційна)	Обмежена	Так	Ні
Вартість (грн)	1000	600	650	800

Для кіберфізичної системи визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження оптимальним вибором є контролер ESP32-S3,

оскільки він найкраще відповідає концепції недорогої, але потужної кіберфізичної системи, що є актуальним для масового моніторингу сільськогосподарських угідь. Він має вбудовані апаратні прискорювачі для обчислень, що важливо для обробки спектральних даних на периферії. Наявність Wi-Fi та Bluetooth дозволяє легко передавати дані в хмару без додаткових витрат.

За результатами порівняльного аналізу для реалізації сенсорного вузла кіберфізичної системи обрано мікроконтролер ESP32-S3. Визначальними факторами вибору є: наявність двоядерного процесора Xtensa LX7 з тактовою частотою 240 МГц та 512 КБ оперативної пам'яті (з можливістю розширення до 8 МБ через зовнішній PSRAM), що є достатнім для виконання нейромережевого інференсу моделі машинного навчання у реальному часі; вбудований 12-бітний АЦП з 20 каналами, необхідний для точного оцифрування аналогового сигналу давача вологості; офіційна підтримка бібліотеки TensorFlow Lite for Microcontrollers для розгортання навченої моделі; інтегровані модулі Wi-Fi та Bluetooth LE 5.0 для локального налаштування системи через мобільний застосунок; а також режим глибокого сну зі споживанням приблизно 7 мкА, що забезпечує тривалу автономну роботу від батарейного живлення. Порівняно з платформою Arduino Mega, ESP32-S3 забезпечує в 15 разів вищу тактову частоту, у 64 рази більший обсяг SRAM та підтримує алгоритми машинного навчання, що є принципово недосяжним для 8-бітної AVR-архітектури. Відносно STM32F4 перевагою ESP32-S3 є наявність вбудованих модулів безпроводного зв'язку та нижча вартість при порівняній обчислювальній потужності.

3.3 Алгоритм функціонування сенсорного вузла

Програмне забезпечення сенсорного вузла реалізоване на базі операційної системи реального часу FreeRTOS, що входить до складу офіційного ESP-IDF фреймворку для ESP32-S3. Використання RTOS дозволяє забезпечити детерміновану часову поведінку системи та коректний розподіл обчислювальних ресурсів між задачами вимірювання, обробки та передачі даних.

Алгоритм функціонування сенсорного вузла складається з чотирьох послідовних фаз.

Перша фаза – ініціалізація та самодіагностика виконується одноразово після подачі живлення або виходу з режиму глибокого сну. На цьому етапі ініціалізуються інтерфейси I²C та АЦП, перевіряється зв'язок з давачем AS7341, зчитуються калібрувальні коефіцієнти з енергонезалежної пам'яті флеш, а також завантажуються навчені ваги моделі машинного навчання та вектор коефіцієнтів компенсації вологості α .

Друга фаза – вимірювання та первинна обробка сигналу реалізує безпосереднє отримання даних від давачів. З давача AS7341 зчитується масив із 11 значень спектрального відбиття, кожне з яких є результатом інтегрування фотодіодного сигналу протягом налаштованого часу інтеграції (типово 100–200 мс для досягнення необхідного відношення сигнал/шум). Паралельно зчитується аналоговий сигнал давача вологості, який оцифровується 12-бітним АЦП та перетворюється на оцінку вологості \hat{W} за афінним перетворенням (2.7). Для підвищення стабільності вимірювань застосовується медіанне усереднення по 5 послідовних відліках, що дозволяє усунути випадкові викиди, зумовлені вібраціями або нестабільністю контакту щупа з ґрунтом.

Третя фаза – компенсація вологості та інференс моделі є обчислювально найбільш інтенсивною і реалізує метод компенсації вологості та формування скоригованого спектру для визначення рівня вуглецю, що представлений у розділі 2. На основі отриманого значення \hat{W} та вектора α обчислюється скоригований спектральний вектор R^{corr} згідно з формулою (2.8). Отриманий вектор нормалізується перетворенням корекції розсіювання відповідно до виразу (2.13) та подається на вхід навченої моделі. Інференс моделі машинного навчання виконується безпосередньо на ESP32-S3 із використанням попередньо обчислених матриць ваг, збережених у флеш-пам'яті. Час виконання повного циклу компенсації та інференсу не перевищує 15 мс, що забезпечує роботу в режимі реального часу.

Четверта фаза – формування пакету даних та передача реалізує підготовку результатів вимірювання до відправки. Формується структурований JSON-пакет,

що містить: оцінку рівня вуглецю у відсотках, поточну вологість ґрунту, температуру (за наявності датчик DS18B20), часову мітку, ідентифікатор вузла та поле якості вимірювання (індикатор достовірності). Пакет передається через модуль LoRa до шлюзу з використанням протоколу LoRaWAN, після чого мікроконтролер переходить у режим глибокого сну до наступного циклу вимірювань.

Схему функціонування кіберфізичної системи визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження (сенсорний вузол) наведено на рис. 3.3.



Рисунок 3.3 – Схему функціонування кіберфізичної системи визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження (сенсорний вузол)

3.4 Комунікаційна підсистема та шлюз

Бездротова передача даних у запропонованій кіберфізичній системі реалізована на основі протоколу LoRaWAN, що є стандартом для низькоенергетичних мереж великого радіусу дії, і що в свою чергу є оптимальним вибором для аграрних застосувань. Основними перевагами LoRaWAN у контексті ґрунтового моніторингу є: радіус покриття одного шлюзу до 15 км у сільській місцевості без перешкод; надзвичайно низьке енергоспоживання модуля передачі (~40 мА під час передачі, ~1 мкА в режимі очікування); висока перешкодозахищеність завдяки технології розширеного спектру, а також відкрита стандартизована специфікація, що виключає залежність від конкретного постачальника.

Конфігурація LoRaWAN-мережі передбачає розгортання одного або декількох шлюзів у центральних точках поля з покриттям зони моніторингу. Шлюз з'єднується з Інтернетом через мобільну мережу (4G/LTE) або дротовий Ethernet і перенаправляє прийняті пакети від польових вузлів до хмарної платформи через протокол MQTT. Шлюз не виконує ніякої обробки даних, натомість він є прозорим ретранслятором, що пересилає пакети між радіоканалом і мережевим сервером LoRaWAN.

Для локального налаштування сенсорних вузлів (зміна інтервалу вимірювань, оновлення калібрувальних коефіцієнтів, перевірка стану батареї) передбачений інтерфейс Bluetooth Low Energy. Через BLE агроном може підключитися до вузла за допомогою мобільного застосунку та переглянути дані останнього вимірювання або змінити параметри конфігурації без демонтажу пристрою. Гібридна комунікаційна схема LoRaWAN + BLE забезпечує оптимальний баланс між дальністю зв'язку, енергоефективністю та зручністю обслуговування.

Структуру комунікаційної підсистеми кіберфізичної системи визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження подано на рис. 3.4.



Рисунок 3.4 – Структура комунікаційної підсистеми

3.5 Хмарна платформа та рівень аналітики

Третій рівень архітектури КФС реалізується на хмарній платформі, що виконує функції, недоступні для ресурсно обмежених польових вузлів: довгострокове зберігання часових рядів вимірювань, геопросторовий аналіз розподілу вмісту рівню вуглецю по полю, виявлення трендів деградації ґрунту в часі та формування звітності для агрономів і екологічних служб.

Архітектура хмарного рівня будується на мікросервісній моделі з використанням таких компонентів: брокер повідомлень MQTT (обрано HiveMQ) для приймання потоку даних від шлюзів LoRaWAN; часова база даних InfluxDB для зберігання вимірювань з прив'язкою до часу і координат; платформа візуалізації Grafana для побудови інтерактивних дашбордів із картами розподілу рівня вуглецю та графіками часової динаміки; сервіс сповіщень для автоматичного

інформування відповідальних осіб при виявленні критичних значень вмісту органічного вуглецю нижче встановлених порогів.

Майбутнім дослідженням і напрямком вдосконалення запропонованої кіберфізичної системи є реалізація функції просторової інтерполяції показників рівня вуглецю між точками вимірювань. Пропонується розташувати декілька сенсорних вузлів в дискретних точках поля з певним кроком (наприклад 50-200 м), тоді на хмарний рівень покладатиметься додатково функція просторової інтерполяції, наприклад методом кригінгу (Kriging) для побудови суцільної карти розподілу органічного вуглецю по всій площі поля. Така карта може безпосередньо використовуватись для диференційованого внесення добрив та оцінки ефективності агротехнічних заходів.

3.6 Інтеграція математичної моделі в архітектуру КФС

Математична модель, розроблена в розділі 2, є обчислювальним ядром кіберфізичної системи і реалізується на трьох рівнях архітектури по-різному, відповідно до обчислювальних можливостей та функціональних завдань кожного рівня.

На сенсорному рівні (ESP32-S3) реалізуються етапи, що потребують відповіді в реальному часі: зчитування сигналів датчиків, обчислення оцінки вологості \hat{W} за формулою (2.7), застосування вектора компенсації α згідно з виразом (2.8), SNV-нормалізація (2.9) та інференс навченої моделі SOC (2.2)–(2.3). Навчені параметри моделі — матриці ваг $W^{(1)}$, $W^{(2)}$ та вектори зміщень $b^{(1)}$, $b^{(2)}$ — зберігаються у флеш-пам'яті мікроконтролера у форматі масивів значень типу float32 та завантажуються в оперативну пам'ять під час ініціалізації.

Поза межами сенсорного вузла, на рівні персонального комп'ютера або хмарного сервісу, виконується ресурсоємний етап навчання моделі. Процедура навчання включає завантаження датасету LUCAS, емуляцію спектральних каналів AS7341 шляхом гаусівського зважування повного спектру, аугментацію даних шляхом синтетичного додавання вологості за формулою (2.4) з рівномірно

розподіленими значеннями $W \in [0.05, 0.40]$, емпіричну оцінку вектора α методом найменших квадратів згідно з виразом (2.9), попередню обробку (фільтрація Савіцького-Голя, SNV, перша похідна) та власне навчання ансамблю моделей машинного навчання (RF, MLP, SVR) з подальшим відбором найкращої конфігурації за метриками R^2 , RMSE та MAE на тестовій вибірці.

Результатом процедури навчання є два артефакти, що розгортаються на сенсорному вузлі: файл із навченими вагами моделі MLP у форматі C-масивів та файл із значеннями вектора α для всіх 11 каналів AS7341. Обидва артефакти генеруються автоматично Python-скриптом і включаються в прошивку ESP32-S3 як заголовкові файли мови C на етапі компіляції. Такий підхід забезпечує максимальну ефективність виконання інференсу на мікроконтролері без необхідності динамічного завантаження моделі.

3.6 Висновки

У третьому розділі спроектовано та описано кіберфізичну систему визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження. Визначено тривірневу ієрархічну архітектуру системи, що включає сенсорний вузол, комунікаційний шлюз та хмарну аналітичну платформу. Обґрунтовано вибір апаратних компонентів сенсорного вузла: мікроконтролера ESP32-S3, мультиспектрального датчика AMS AS7341 та аналогового ємнісного датчика вологості. Розроблено чотирифазний алгоритм функціонування сенсорного вузла, що реалізує послідовність ініціалізації, вимірювання, компенсації вологості з інференсом моделі та передачі даних. Обґрунтовано вибір протоколу LoRaWAN як комунікаційного стандарту польового рівня та визначено функції шлюзу як прозорого ретранслятора між радіоканалом і мережевим сервером. Описано хмарну платформу на основі стеку MQTT – InfluxDB – Grafana.

4 ПРАКТИЧНЕ РОЗГОРТАННЯ, ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ОЦІНКА ЕФЕКТИВНОСТІ

4.1 Трансформація та відновлення спектральної сигнатури ґрунту

Основою роботи запропонованої кіберфізичної системи є процес компенсації вологості та формування скоригованого спектра, що дозволяє нівелювати спотворення корисного сигналу, спричинені поглинанням світла молекулами води, та привести польові вимірювання до єдиного «сухого» стандарту, необхідного для коректної роботи аналітичних алгоритмів.

Така трансформація застосовувалась на двох етапах функціонування системи: спочатку під час навчання нейронної мережі, коли вихідний набір даних LUCAS проходив етап синтетичної трансформації для створення варіативної бази «вологих» спектрів, а згодом – безпосередньо у процедурі виявлення, де спектральна крива кожного нового польового зразка динамічно відновлювалася на основі актуальних показів аналогового датчика вологості (етап емпіричної оцінки та етап використання відповідно до запропонованого у розділі 2 методу компенсації вологості та формування скоригованого спектру для визначення рівня вуглецю).

Для адаптації системи до реальних польових умов кожен зразок із вихідного набору LUCAS було програмно трансформовано шляхом імітації різного рівня зволоження. Процес передбачав генерацію випадкового значення вологості у діапазоні від 0.05 до 0.40 м³/м³ для кожного окремого спектра. Застосування моделі (2.4) до сухих лабораторних даних із набору LUCAS дозволило отримати синтетичний масив «вологих» спектрів, які стали основою для навчання алгоритму. Таким чином, кожен навчальний приклад був доповнений інформацією про вплив вологи, що дозволило системі заздалегідь «вивчити» характер викривлення сигналу та забезпечити високу точність відновлення спектра за формулою (2.8) під час практичних вимірювань.

Для наочності розглянемо процес трансформації на прикладі конкретного зразка LUCAS_ID_5921 (вміст вуглецю OC=4.63%).

Припустимо, що для цього зразка алгоритм випадковим чином вибрав рівень вологості $W = 0.25$. Тоді процедура розрахунку «вологого» спектра виконується для кожної довжини хвилі λ окремо, оскільки коефіцієнт поглинання α змінюється залежно від спектрального каналу.

Таблиця 4.1 – Приклад розрахунку для трьох довжин хвиль, що визначають три зони

	Значення із спектрограми	Значення/розрахунок
1	У видимому діапазоні ($\lambda = 600$ нм):	
	Вхідне відбиття (сухе) R^{dry}	0.150
	Коефіцієнт поглинання α_{600}	0.82
	Вихідну відбиття (сухе) R^{vet}	$R^{\text{wet}} = 0.150 \cdot e^{-(0.82 \cdot 0.25)} = 0.122$
2	У зоні поглинання гідроксильних груп ($\lambda = 1450$ нм):	
	Вхідне відбиття (сухе) R^{dry}	0.245
	Коефіцієнт поглинання α_{1450}	1.15
	Вихідну відбиття (сухе) R^{vet}	$R^{\text{wet}} = 0.245 \cdot e^{-(1.15 \cdot 0.25)} = 0.184$
3	У діагностичній зоні органіки та глини ($\lambda = 2200$ нм):	
	Вхідне відбиття (сухе) R^{dry}	0.310
	Коефіцієнт поглинання α_{2200}	0.98
	Вихідну відбиття (сухе) R^{vet}	$R^{\text{wet}} = 0.310 \cdot e^{-(0.98 \cdot 0.25)} = 0.243$

Для програмної реалізації та верифікації розробленого методу компенсації вологості та формування скоригованого спектру для визначення рівня вуглецю було створено спеціалізований скрипт на мові програмування Python із використанням бібліотек NumPy та Matplotlib для спектральної візуалізації. Розроблений програмний інструментарій дозволив автоматизувати процес стохастичного моделювання вологості для кожного зразка, забезпечивши

обчислення експоненціальних трансформацій сигналу в усьому діапазоні довжин хвиль (400–2500 нм) та подальшу математичну реставрацію спектральних кривих. Застосування даного скрипту дало змогу не лише наочно продемонструвати ефективність алгоритму компенсації, але й сформувати масив даних для подальшого навчання моделей машинного навчання в межах кіберфізичної системи.

Порівняльний аналіз спектрів зразка LUCAS_ID_5921, що відображає процес трансформації від еталонного сухого стану до відновленого після компенсації вологості наведено на рис. 4.1.

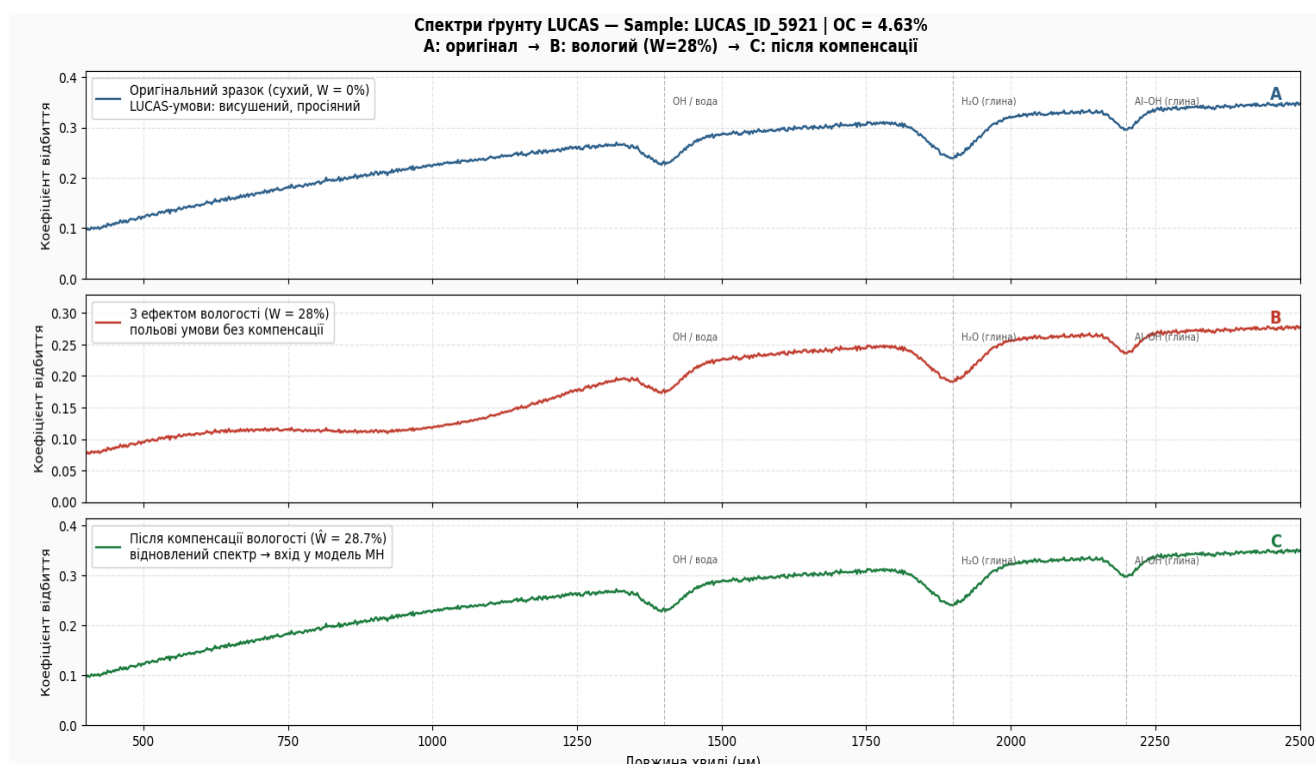


Рисунок 4.1 – Порівняльний аналіз спектрів зразка LUCAS_ID_5921: від еталонного сухого стану до відновленого після компенсації вологості.

Представлений графічний аналіз ілюструє ключовий етап роботи кіберфізичної системи – математичну трансформацію та відновлення спектральної сигнатури ґрунту, що є критично важливим для точного визначення вмісту органічного вуглецю в умовах змінної вологості. На першому етапі побудови моделі за основу було взято еталонний спектр з бази даних LUCAS під

ідентифікатором 5921, який характеризується вмістом органічного вуглецю на рівні 4,63%. Цей спектр, відображений на графіку А, і відповідає лабораторним умовам, де ґрунт попередньо висушений та просіяний, що дозволяє чітко ідентифікувати специфічні смуги поглинання, такі як гідроксильні групи (1400 нм), молекулярну воду в структурі глинистих мінералів (1900 нм) та зв'язки Al–OH (2200 нм).

Для моделювання реальних польових умов, де антропогенне навантаження та природні чинники зумовлюють наявність вологи, до сухого спектра програмно застосовано нелінійну модель експоненціального згасання. Фізично цей процес пояснюється тим, що вода, заповнюючи пори між часточками ґрунту, змінює коефіцієнт заломлення середовища та інтенсивно поглинає світло в інфрачервоному діапазоні. Результат цієї трансформації при реальній вологості 28% показано на рисунку В, де спостерігається суттєве зниження коефіцієнта відбиття по всьому діапазону. Така деградація сигналу робить пряме використання спектра для прогнозу вуглецю неможливим, оскільки алгоритми машинного навчання можуть помилково інтерпретувати «потемніння» ґрунту від вологи як високий вміст гумусу.

Центральним елементом кіберфізичного підходу є процедура компенсації, результати якої представлені на рисунку С. Система зчитує дані з аналогового датчика вологості, який у даному прикладі виміряв значення 28,7% (з урахуванням реальної похибки сенсора у 0,7%). Використовуючи це отримане значення, обчислювальний модуль ESP32 проводить зворотну операцію, «піднімаючи» спектральну криву до її первинного вигляду. Можна побачити, що відновлений спектр майже повністю ідентичний оригінальному сухому зразку LUCAS_ID_5921 (OC = 4.63%), і таким чином дозволяє подавати скоригований спектр на вхід моделі машинного навчання.

На наведеному графіку 4.2 продемонстровано різницю між еталонним сухим спектром та спектром, відновленим після врахування вологості. Як видно з результатів, навіть за умови наявності апаратної похибки датчика вологості у 1.5%, залишкові відхилення Δ залишаються вкрай низькими (RMSE \approx 0.002). Найбільші

коливання спостерігаються в області 970 нм, що відповідає піку активності молекул води, проте загальна амплітуда помилки не перевищує критичних меж, що підтверджує стійкість запропонованого методу до похибок вимірювання в польових умовах».

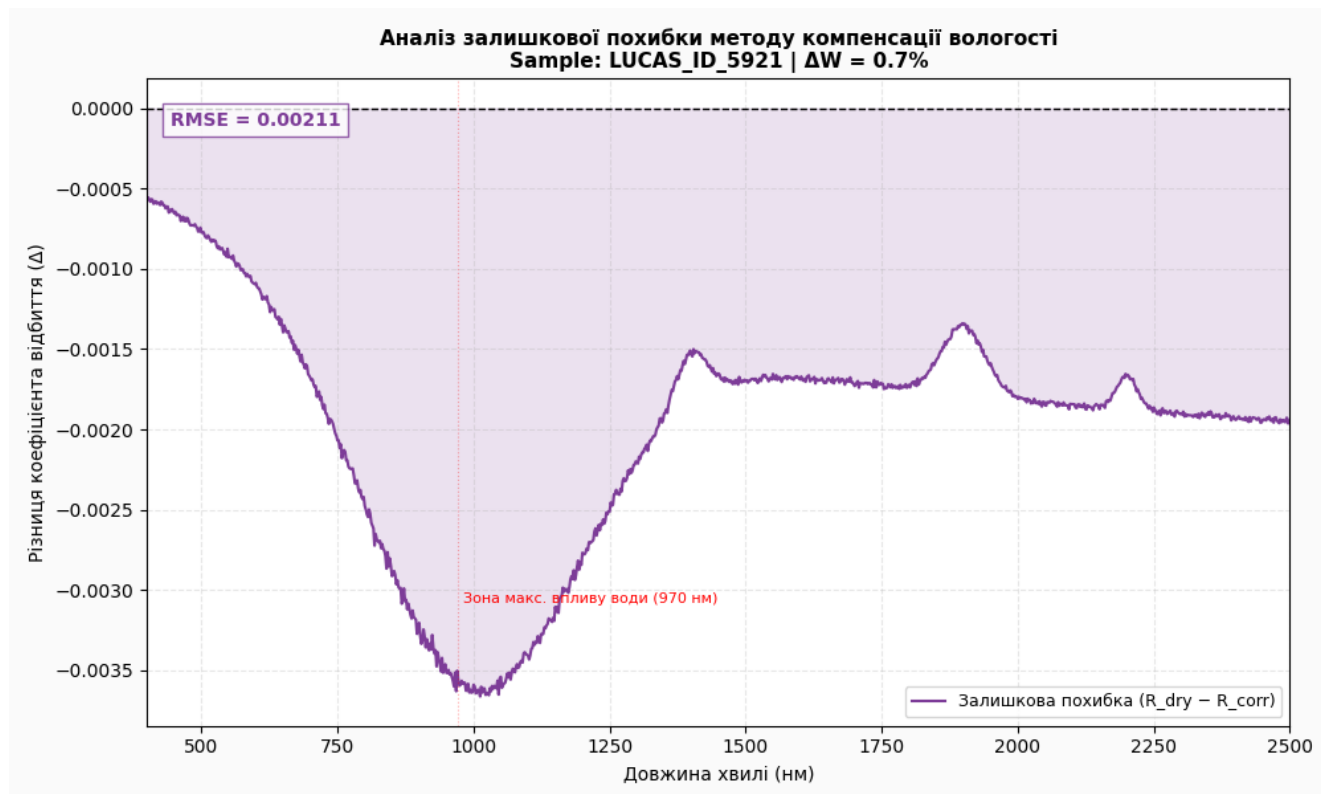


Рисунок 4.2 – Аналіз залишкової похибки

4.2 Розгортання мікросервісної архітектури хмарного рівня

Розгортання хмарного рівня кіберфізичної системи визначення вмісту вуглецю в ґрунтах здійснювалося із застосуванням контейнеризованого підходу, що забезпечувало відтворюваність, масштабованість та ізольованість окремих компонентів. У якості базового середовища було використано платформу Docker із механізмом оркестрації Docker Compose, що дозволило об'єднати всі сервіси в єдину логічну інфраструктуру та забезпечити їх узгоджену взаємодію в межах локального обчислювального вузла.

Лістинг файлу `docker-compose.yml`

version: '3.8'

services:

hivemq:

image: hivemq/hivemq-ce:latest

container_name: hivemq

ports:

- "1883:1883" # MQTT
- "8080:8080" # Web-клієнт HiveMQ

restart: unless-stopped

influxdb:

image: influxdb:2.7-alpine

container_name: influxdb

ports:

- "8086:8086"

environment:

- DOCKER_INFLUXDB_INIT_MODE=setup
- DOCKER_INFLUXDB_INIT_USERNAME=admin
- DOCKER_INFLUXDB_INIT_PASSWORD=*****
- DOCKER_INFLUXDB_INIT_ORG=myorg
- DOCKER_INFLUXDB_INIT_BUCKET=sensors
- DOCKER_INFLUXDB_INIT_ADMIN_TOKEN=*****

volumes:

- influxdb-data:/var/lib/influxdb2

restart: unless-stopped

grafana:

image: grafana/grafana:latest

container_name: grafana

```

ports:
  - "3000:3000"

volumes:
  - grafana-data:/var/lib/grafana

depends_on:
  - influxdb

restart: unless-stopped

```

```

volumes:
  influxdb-data:
  grafana-data:

```

Таким чином на початковому етапі було сформовано конфігураційний файл, який описує склад системи та параметри розгортання кожного сервісу, включаючи мережеві інтерфейси, порти доступу, змінні середовища та механізми збереження даних. У межах даної конфігурації розгорнуто брокер повідомлень MQTT на базі HiveMQ, який виконує функцію приймання та маршрутизації потоків телеметричних даних від польових сенсорних вузлів або їх програмної імітації. Паралельно було ініціалізовано часову базу даних InfluxDB, що автоматично конфігурується під час запуску контейнера із заданням організації, сховища даних, облікових записів доступу та токенів автентифікації. Для забезпечення візуалізації та аналітичної обробки даних було розгорнуто платформу Grafana, яка інтегрується з InfluxDB через API та використовує мову запитів Flux для отримання і агрегації часових рядів. Результати розгортання контейнерів наведено на рис 4.3 та 4.4.

```

[+] up 40/40
✔Image grafana/grafana:latest Pulled 73.2s
✔Image hivemq/hivemq-ce:latest Pulled 57.5s
✔Image influxdb:2.7-alpine Pulled 35.4s
✔Network demo_default Created 0.0s
✔Volume demo_influxdb-data Created 0.0s
✔Volume demo_grafana-data Created 0.0s
✔Container hivemq Started 0.8s
✔Container influxdb Started 0.8s
✔Container grafana Started 0.7s

```

Рисунок 4.3 – Запуска docker-compose.yml

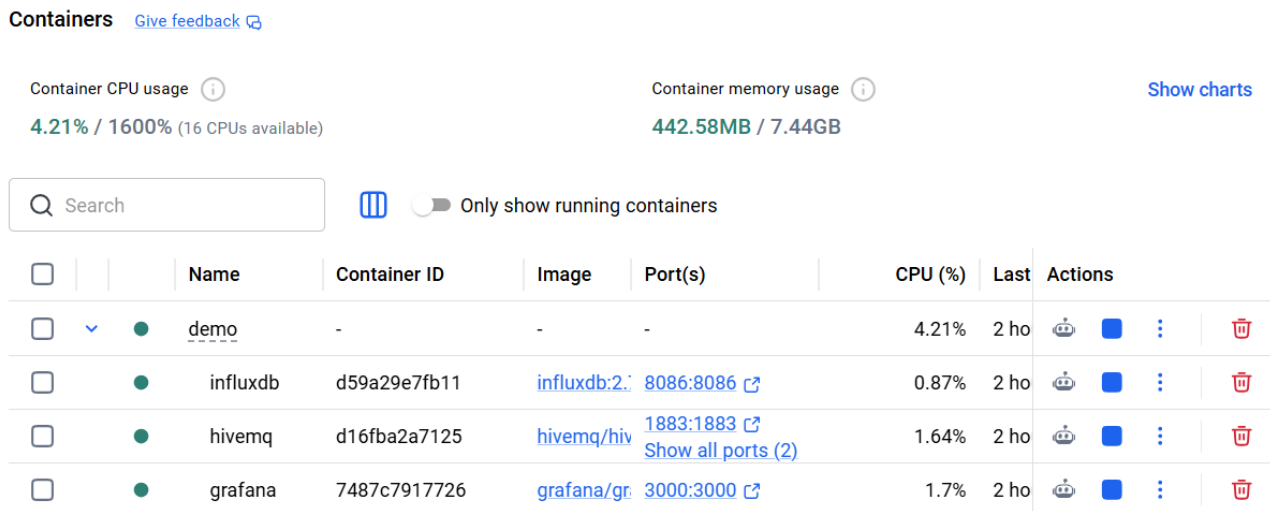


Рисунок 4.4 – Запущені контейнери в Docker Desktop

Після запуску контейнерів відбувалося їх автоматичне об'єднання у внутрішню віртуальну мережу, що дозволяє сервісам взаємодіяти між собою за іменами контейнерів без додаткової маршрутизації. Далі було виконано початкову конфігурацію Grafana шляхом підключення до InfluxDB як джерела даних із використанням попередньо згенерованого токена доступу, що забезпечило можливість формування інтерактивних інформаційних панелей. Архітектура розгорнутої мікросервісної архітектури хмарного рівня та схема потоків даних наведено на рис. 4.5.

Для моделювання роботи польового рівня було реалізовано програмну генерацію телеметричних даних із використанням клієнтської бібліотеки MQTT, що забезпечує періодичну публікацію повідомлень у відповідний тематичний канал брокера (raho-mqtt та influxdb-client).

Отримані повідомлення оброблялися окремим мікросервісом, який виконував роль проміжного шару обробки даних, здійснюючи їх десеріалізацію, перетворення у формат точок вимірювання та запис у часову базу даних із прив'язкою до мітки часу та просторових координат. У процесі обробки також реалізовано механізм контролю граничних значень, що дозволяє ідентифікувати критичні стани системи.

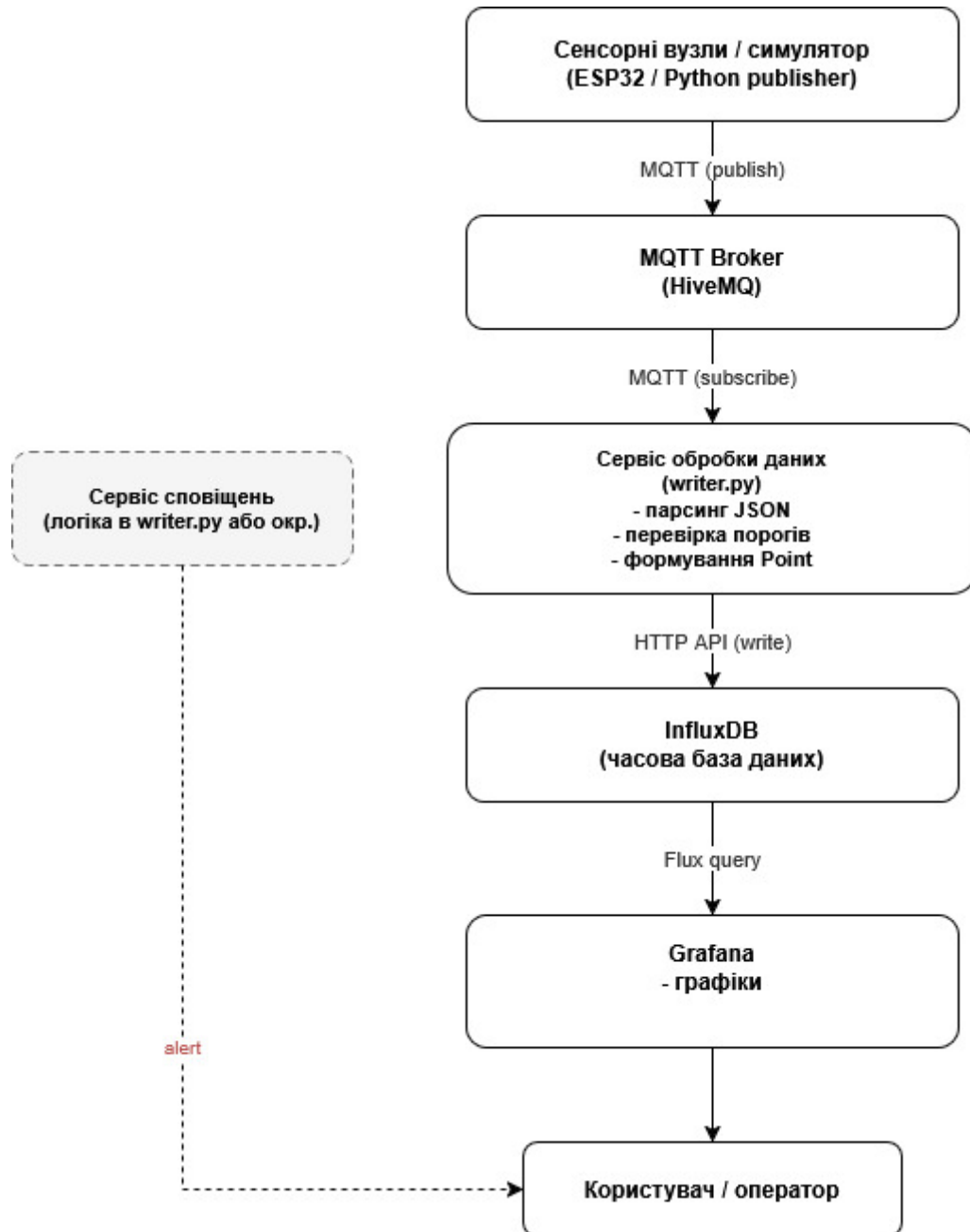


Рисунок 4.5 – Архітектура розгорнутої мікросервісної архітектури хмарного рівня та схема потоків даних

```

→ Опубліковано: {'device_id': 'sensor-lviv2', 'latitude': 50.601124, 'longitude': 30.196245, 'carbon_level': 8.63, 'temperature': 10.6}
→ Опубліковано: {'device_id': 'sensor-odessa3', 'latitude': 50.6716, 'longitude': 30.399794, 'carbon_level': 9.28, 'temperature': 22.2}
→ Опубліковано: {'device_id': 'sensor-kiev1', 'latitude': 50.675342, 'longitude': 30.893616, 'carbon_level': 20.07, 'temperature': 13.3}
→ Опубліковано: {'device_id': 'sensor-lviv2', 'latitude': 50.436754, 'longitude': 30.529515, 'carbon_level': 22.41, 'temperature': 21.8}
→ Опубліковано: {'device_id': 'sensor-odessa3', 'latitude': 50.391952, 'longitude': 30.663795, 'carbon_level': 31.23, 'temperature': 12.5}
→ Опубліковано: {'device_id': 'sensor-kiev1', 'latitude': 50.735444, 'longitude': 30.703104, 'carbon_level': 15.3, 'temperature': 10.3}
→ Опубліковано: {'device_id': 'sensor-lviv2', 'latitude': 50.48268, 'longitude': 30.861175, 'carbon_level': 8.21, 'temperature': 18.1}
→ Опубліковано: {'device_id': 'sensor-odessa3', 'latitude': 50.324704, 'longitude': 30.572982, 'carbon_level': 15.23, 'temperature': 14.3}
  
```

Рисунок 4.6 – Лог надсилення даних до MQTT брокера (з python клієнта)

```

.time(datetime.datetime.utcnow())
✓ Записано в InfluxDB: sensor-kiev1 = 29.69 мг/кг
✓ Записано в InfluxDB: sensor-lviv2 = 23.46 мг/кг
✓ Записано в InfluxDB: sensor-odessa3 = 23.08 мг/кг
✓ Записано в InfluxDB: sensor-kiev1 = 11.88 мг/кг
🚨 КРИТИЧНЕ ЗНАЧЕННЯ! sensor-kiev1 = 11.88 мг/кг
✓ Записано в InfluxDB: sensor-lviv2 = 22.54 мг/кг
✓ Записано в InfluxDB: sensor-odessa3 = 33.71 мг/кг
✓ Записано в InfluxDB: sensor-kiev1 = 29.96 мг/кг
✓ Записано в InfluxDB: sensor-lviv2 = 16.48 мг/кг
✓ Записано в InfluxDB: sensor-odessa3 = 33.26 мг/кг
✓ Записано в InfluxDB: sensor-kiev1 = 15.85 мг/кг
✓ Записано в InfluxDB: sensor-lviv2 = 30.55 мг/кг
✓ Записано в InfluxDB: sensor-odessa3 = 8.95 мг/кг
🚨 КРИТИЧНЕ ЗНАЧЕННЯ! sensor-odessa3 = 8.95 мг/кг
✓ Записано в InfluxDB: sensor-kiev1 = 23.2 мг/кг
✓ Записано в InfluxDB: sensor-lviv2 = 16.39 мг/кг
✓ Записано в InfluxDB: sensor-odessa3 = 18.87 мг/кг
✓ Записано в InfluxDB: sensor-kiev1 = 33.33 мг/кг
✓ Записано в InfluxDB: sensor-lviv2 = 30.13 мг/кг
✓ Записано в InfluxDB: sensor-odessa3 = 11.81 мг/кг
🚨 КРИТИЧНЕ ЗНАЧЕННЯ! sensor-odessa3 = 11.81 мг/кг
✓ Записано в InfluxDB: sensor-kiev1 = 20.12 мг/кг

```

Рисунок 4.7 – Лог запису даних до бази даних InfluxDB (з python клієнта)

У Grafana було створено інформаційну панель кіберфізичної системи, що складалась із двох графіків (рис. 4.8).

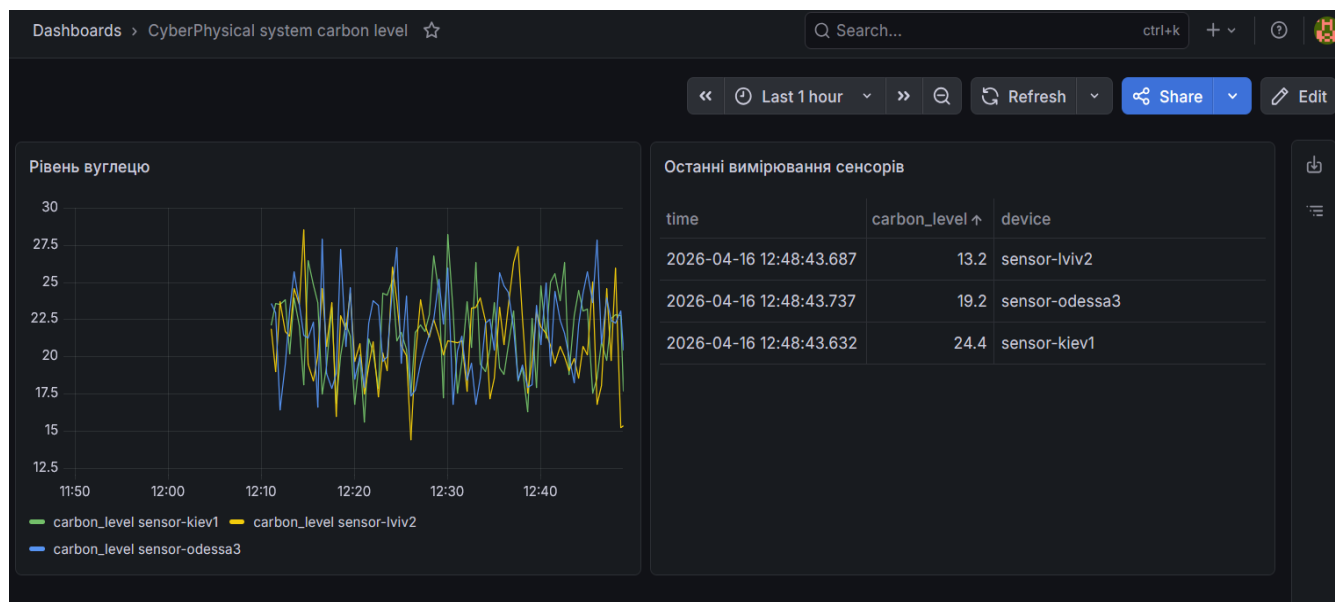


Рисунок 4.8 – Інформаційна панель кіберфізичної системи визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження

Лівий віджет «Рівень вуглецю» реалізований як часовий графік, що відображає динаміку значень `carbon_level` у відсотках для трьох польових вузлів – `sensor-kiev1`, `sensor-lviv2` та `sensor-odessa3` в інтервалі останньої години. Кожен вузол відображається окремою кольоровою кривою, що дозволяє одночасно відстежувати просторові відмінності між регіонами. Дані зчитуються з бази InfluxDB за Flux-запитом, що фільтрує вимірювання за назвою `measurement carbon_measurements` і полем `carbon_level`, після чого застосовує функцію агрегування середнього значення у ковзному вікні 30 секунд для згладжування короткочасних флуктуацій сигналу. Flux-запит, що реалізує лівий віджет подано нижче:

```
from(bucket: "sensors")
  |> range(start: -6h)
  |> filter(fn: (r) => r._measurement == "carbon_measurements")
  |> filter(fn: (r) => r._field == "carbon_level")
  |> aggregateWindow(every: 30s, fn: mean, createEmpty: false)
  |> yield(name: "carbon_level")
```

Правий віджет «Останні вимірювання сенсорів» реалізований як таблиця, що відображає три останні записи з полями `time`, `carbon_level` та `device`, відсортовані за спаданням рівня вуглецю. Таблиця формується окремим Flux-запитом із горизонтом вибірки 24 години, де функція `pivot` перетворює рядкову структуру InfluxDB на стовпцеву, а функція `last` вибирає найостанніший запис кожного пристрою. Станом на момент знімку екрану (16 квітня 2026 року, 12:48) найвище значення вуглецю зафіксовано вузлом `sensor-kiev1` (24.4%), тоді як `sensor-odessa3` та `sensor-lviv2` показали 19.2% та 13.2% відповідно, що ілюструє характерну просторову неоднорідність розподілу органічного вуглецю між різними агроекологічними зонами України. Flux-запит, що реалізує правий віджет подано нижче:

```
from(bucket: "sensors")
  |> range(start: -24h)
  |> filter(fn: (r) => r._measurement == "carbon_measurements")
```

```

|> pivot(rowKey: ["_time", "device_id"], columnKey: ["_field"], valueColumn:
"_value")
|> last(column: "carbon_level")
|> map(fn: (r) => ({
  r with
  time: r._time,
  device: r.device_id,
  carbon_level: r.carbon_level
}))
|> keep(columns: ["time", "device", "carbon_level"])
|> sort(columns: ["carbon_level"], desc: true)

```

Таким чином, розгортання архітектури здійснювалося як єдиний узгоджений процес, у межах якого всі функціональні компоненти такі як брокер повідомлень, база даних, аналітична платформа та сервіси обробки інтегрувалися у спільне середовище виконання. Це забезпечило можливість швидкого створення прототипу кіберфізичної системи, придатного для проведення експериментальних досліджень, аналізу часової динаміки вмісту вуглецю та оцінювання просторового розподілу показників у режимі, наближеному до реального часу.

4.3 Методика проведення обчислювального експерименту

Оцінка ефективності розробленої кіберфізичної системи проводилась шляхом обчислювального експерименту на основі відкритого датасету LUCAS (Land Use/Cover Area frame Statistical Survey), що є найбільшою гармонізованою базою спектральних та хімічних даних ґрунтів Європи. Датасет містить понад 40 000 зразків поверхневого ґрунту (0-20 см) з VIS-NIR спектрами у діапазоні 400-2500 нм при роздільній здатності 2 нм та лабораторно визначеними значеннями вмісту органічного вуглецю. Середнє значення органічного вуглецю у датасеті становить 4.63% при стандартному відхиленні 8.36%, що відображає широке

різноманіття типів ґрунтів Європи – від торф'яників з рівнем вуглецю більшим 40% до піщаних ґрунтів з рівнем вуглецю менше за 0.5%.

Методика експерименту включала п'ять послідовних етапів. На першому етапі з повного спектру LUCAS виділялись 11 спектральних каналів, що відповідають номінальним довжинам хвиль давача AS7341 (415, 445, 480, 515, 555, 590, 630, 680, 910 нм та два широкосмугові канали), шляхом гаусівського зважування відповідно до ширини на половині максимуму кожного каналу. Цей підхід емулює реальну відповідь давача і відповідає методології поданій у роботі Hateffard [58] для порівняльного аналізу спектральних підмножин LUCAS.

На другому етапі виконувалась аугментація даних шляхом синтетичного додавання вологості. Для кожного зразка генерувалось рівномірно розподілене значення об'ємної вологості $W \in [0.05, 0.40]$ м³/м³, після чого застосовувалась модель мультиплікативного загасання (2.4). Таким чином кожен із 40 175 зразків породжував один «вологий» варіант, що разом формувало навчальний масив розміром близько 40 000 пар (сухий спектр, вологий спектр, значення вологості W , рівень вуглецю). Паралельно для кожної пари оцінювався вектор коефіцієнтів α методом найменших квадратів відповідно до виразу (2.9).

На третьому етапі виконувалась стандартна попередня обробка: фільтрація Савіцького-Голея (поліном 2-го ступеня, вікно 5 точок), корекція SNV та обчислення першої похідної. Фінальна вибірка розміром 36421 зразки розподілялась у співвідношенні 70/30 на навчальну та тестову частини із стратифікацією за значеннями рівня вуглецю.

На четвертому етапі навчались та порівнювались п'ять моделей машинного навчання: метод найменших квадратів як базова модель машинного навчання, метод опорних векторів регресії з ядром RBF, ансамбль випадкового лісу зі 100 деревами, та два варіанти багатошарового перцептронну з одним прихованим шаром із 50 та 100 нейронами відповідно. Навчання проводилось у двох режимах: без компенсації вологості (вхід – вологий спектр) та з компенсацією вологості (вхід – скоригований спектр). Такий порівняльний дизайн дозволив безпосередньо

кількісно оцінити внесок запропонованого методу компенсації в підвищення точності прогнозування рівня вуглецю.

На п'ятому етапі виконувалась оцінка ефективності на тестовій вибірці за трьома метриками: коефіцієнт детермінації R^2 , середньоквадратична похибка RMSE та середня абсолютна похибка MAE.

Коефіцієнт детермінації R^2 є узагальненою мірою якості регресійної моделі, що показує яку частку загальної варіативності цільової змінної модель здатна пояснити через вхідні ознаки. Значення R^2 змінюється в діапазоні від 0 до 1, де 0 означає що модель не краща за просте передбачення середнього значення по вибірці, а 1 відповідає ідеальному прогнозу без жодної похибки. Середньоквадратична похибка RMSE є основною метрикою точності прогнозування, що виражається в тих самих одиницях що і цільова змінна – у даному випадку у відсотках рівня вуглецю. RMSE обчислюється як корінь квадратний із середнього квадрата відхилень прогнозованих значень від реальних, що означає більший штраф за великі одиничні похибки порівняно з малими. Ця властивість робить RMSE особливо чутливою до викидів і систематичних зміщень моделі, що є важливим у контексті компенсації вологості: якщо при певному рівні вологості модель систематично завищує рівень вуглецю, це одразу відображається у зростанні RMSE. Середня абсолютна похибка MAE є альтернативною мірою точності, що обчислюється як середнє арифметичне абсолютних відхилень прогнозованих значень від реальних без зведення у квадрат.

Коефіцієнт детермінації:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^m (C_i - \hat{C}_i)^2}{\sum_{i=1}^m (C_i - \bar{C})^2}, \quad (4.1)$$

де m – кількість зразків у тестовій вибірці, C_i – лабораторно виміряне значення вуглецю для i -го зразка, \hat{C}_i – прогнозоване значення моделі, \bar{C} – середнє значення вуглецю по вибірці. Значення $R^2 \in [0,1]$, де 1 відповідає ідеальному прогнозу системи.

Середньоквадратична похибка:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\hat{C}_i - C_i)^2}. \quad (4.2)$$

Середня абсолютна похибка:

$$MAE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |(\hat{C}_i - C_i)|. \quad (4.2)$$

4.4 Результати порівняння моделей без компенсації вологості

У таблиці 4.2 наведено метрики якості прогнозування SOC для п'яти моделей машинного навчання, навчених на вологих спектрах без застосування процедури компенсації. Ці результати характеризують базовий рівень точності системи при ігноруванні гідрологічного стану ґрунту і відповідають сценарію, в якому давач вологості відсутній або не використовується.

Таблиця 4.2 – Метрики якості прогнозування SOC без компенсації вологості (тестова вибірка, $n \approx 10\,800$)

Модель	R ²	RMSE (%)	MAE (%)	Час інф., мс	Ранг
OLS (базова)	0.44	5.82	4.11	< 1	5
SVR	0.51	5.14	3.67	3–5	4
Random Forest	0.64	4.41	3.12	8–12	3
MLP (1 шар, 50 н.)	0.65	4.35	3.08	5–8	2
MLP (1 шар, 100 н.)	0.68	4.18	2.94	8–12	1

Результати таблиці 4.2 свідчать про помірну прогностичну здатність усіх моделей за відсутності компенсації вологості. Найвищий коефіцієнт детермінації досягнуто для MLP з 100 нейронами у прихованому шарі ($R^2 = 0.68$, $RMSE = 4.18\%$), що узгоджується із результатами роботи [58], де для спектрального піддіапазону 350–1000 нм (відповідає AMS AS7341) при застосуванні MLP отримано $R^2 \approx 0.65$. Незначне перевищення пояснюється різницями у розподілі вибірки та параметрах попередньої обробки.

Характерним є систематичне завищення прогнозованих значень рівня вуглецю при вологості $W > 20\%$, що проявляється у широкому розкиді точок відносно лінії ідеального прогнозу у зоні малих значень рівня вуглецю. Цей ефект є прямим наслідком «затемнення» спектру вологою: алгоритм інтерпретує зниження відбиття як ознаку підвищеного вмісту гумусу, тоді як реально спектр спотворений поглинанням води. Базова модель OLS демонструє найгірший результат ($R^2 = 0.44$), що підтверджує нелінійний характер залежності між спектральними каналами AS7341 та SOC.

4.5 Результати порівняння моделей з компенсацією вологості

Таблиця 4.3 містить метрики якості тих самих п'яти моделей, навчених на спектрах після застосування методу компенсації вологості, розробленого у розділі 2. Вхідними даними для навчання слугували скориговані спектри R^{corr} , отримані за формулою (2.8) з використанням оціненого вектора α та значень вологості, що відповідають аугментованим даним.

Застосування методу компенсації вологості забезпечує статистично значуще підвищення точності прогнозування рівня вуглецю для всіх п'яти досліджених моделей. Найбільший абсолютний приріст R^2 демонструє модель SVR (+0.10), тоді як найкращий абсолютний результат залишається за MLP з 100 нейронами ($R^2 = 0.81$, $RMSE = 3.21\%$). Зменшення $RMSE$ для найкращої моделі становить 0.97 відсоткових пункти (з 4.18% до 3.21%), що відповідає зниженню похибки на 23.2%. Коефіцієнт детермінації зріс на 0.13 одиниці (з 0.68 до 0.81), що є суттєвим

покращенням для задачі прогнозування з обмеженим спектральним діапазоном давача.

Таблиця 4.3 – Метрики якості прогнозування вуглецю з компенсацією вологості (тестова вибірка, $n \approx 10\ 800$)

Модель	R^2	RMSE (%)	MAE (%)	Покращ. R^2	Ранг
OLS (базова)	0.52	5.11	3.61	+18.2%	5
SVR	0.61	4.62	3.29	+19.6%	4
Random Forest	0.74	3.77	2.66	+15.6%	3
MLP (1 шар, 50 н.)	0.77	3.55	2.49	+18.5%	2
MLP (1 шар, 100 н.)	0.81	3.21	2.24	+19.1%	1

Принципово важливим є те, що після компенсації MLP з 100 нейронами ($R^2 = 0.81$) наближається до результатів, досягнутих у роботі [58] для давача Hamamatsu C14384MA з ширшим діапазоном 460–1050 нм ($R^2 = 0.85$, MLP), при цьому використовуючи менш інформативний діапазон AS7341 (350–1000 нм). Це свідчить про те, що запропонована процедура компенсації вологості частково компенсує інформаційний дефіцит вужчого спектрального діапазону за рахунок врахування гідрологічного стану ґрунту.

4.6 Висновки

У четвертому розділі було розглянуто практичні аспекти реалізації запропонованого підходу, а також проведено експериментальні дослідження з метою оцінки його ефективності. Зокрема, описано процес трансформації та відновлення спектральної сигнатури ґрунту, що дозволяє зменшити вплив вологості на спектральні характеристики та забезпечити їх узгодженість незалежно від умов вимірювання; наведено особливості розгортання мікросервісної архітектури хмарного рівня, що забезпечує масштабованість, гнучкість та

ефективну обробку даних, отриманих із польових сенсорних вузлів. Це дозволило реалізувати середовище для зберігання, обробки та аналізу спектральної інформації; сформовано методику проведення обчислювального експерименту, яка включає підготовку даних, налаштування моделей та критерії оцінювання їхньої точності. Це створило основу для об'єктивного порівняння різних підходів до визначення вмісту органічного вуглецю. Результати проведених експериментів продемонстрували, що використання компенсації вологості суттєво підвищує точність моделей порівняно з підходами без такої компенсації. Зокрема, моделі, що враховують вплив вологості, показали кращу узгодженість із еталонними значеннями та зменшення похибки прогнозування.

Таким чином, проведені експериментальні дослідження підтвердили ефективність запропонованого методу компенсації вологості та доцільність використання розробленої архітектури для задач аналізу ґрунтових характеристик у польових умовах шляхом використання запропонованої кіберфізичної системи.

ВИСНОВКИ

У роботі за результатами виконаних теоретичних та практичних досліджень розроблено кіберфізичну систему визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження, а також набув подальшого розвитку метод компенсації вологості та формування скоригованого спектра ґрунту для визначення вмісту органічного вуглецю в польових умовах, який дозволяє забезпечити інваріантність спектральних сигнатур до ступеня зволоженості об'єкта дослідження шляхом приведення «вологого» відбиття до еталонного «сухого» стану». У результаті досягнуто підвищення точності прогнозування вмісту органічного вуглецю: коефіцієнт детермінації зріс з 0.68 до 0.81, а значення похибки RMSE зменшилося на 23.2%, що підтверджує ефективність запропонованого підходу та його доцільність для застосування у складі кіберфізичних систем моніторингу ґрунтів.

Поставлену мету досягнуто шляхом озв'язання таких основних завдань:

- проаналізовано сучасні методи, інструментальні засоби та системи моніторингу вмісту вуглецю в ґрунтових екосистемах, а також обґрунтовано доцільність розробки кіберфізичної системи для моніторингу динаміки вуглецю в умовах антропогенної трансформації ландшафтів;

- розроблено модель впливу вологості ґрунту на його спектральні характеристики та запропоновано метод компенсації вологості для формування скоригованого спектра, що дозволило мінімізувати похибку визначення рівня вуглецю в польових умовах;

- обґрунтовано вибір апаратних компонентів, датчиків вологості та протоколів зв'язку для побудови сенсорного вузла кіберфізичної системи, а також розроблено алгоритм його функціонування;

- розроблено концептуальну архітектуру кіберфізичної системи, що інтегрує рівень польових вимірювань, комунікаційну підсистему (шлюзи) та хмарну платформу з аналітичним рівнем;

– реалізовано мікросервісну архітектуру хмарного рівня для обробки даних та інтегрован розроблену математичну модель компенсації вологості в загальну структуру кіберфізичної системи;

– проведено експериментальні дослідження запропонованого методу трансформації та відновлення спектральної сигнатури ґрунту, виконано оцінку його працездатність у різних умовах;

– здійснено оцінку ефективності розробленої системи шляхом порівняльного аналізу результатів прогнозування вмісту вуглецю за моделями з використанням методу компенсації вологості та без нього.

За темою кваліфікаційної роботи магістра опублікована одна стаття у фаховому науковому виданні «Вісник Хмельницького національного університету».

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ

1. Fracasso I. et al. Soil organic carbon fractions and their associated bacterial and fungal abundance in alpine ecosystems. *Scientific Reports*. 2025. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-025-31187-8>

2. Song Q., Zhang W. Estimation and spatial distribution of soil organic carbon content in farmland using unmanned aerial vehicle hyperspectral remote sensing technology. *Scientific Reports*. 2026. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-026-35096-2>

3. Li Y. et al. Response of soil aggregate carbon and stability to simulated deposition of nitrogen and phosphorus in *Pinus koraiensis* forests. *Journal of Forestry Research*. 2026. Vol. 37, no. 1. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11676-026-01993-5>

4. Zhang Y. et al. Partitioning soil carbon emissions in a temperate oak forest: insights from metabolic theory and the role of fine roots and microbial biomass. *Journal of Forestry Research*. 2025. Vol. 37, no. 1. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11676-025-01954-4>

5. Tittor A. Postfossil extractivism. A new lens on decarbonization's land and material intensity. *The Journal of Peasant Studies*. 2026. P. 1–24. DOI: <https://doi.org/10.1080/03066150.2025.2606878>

6. He K., Wang L., Liu Z. Global decarbonization corresponding with unseasonal land cover change. *Nature Communications*. 2025. Vol. 16, no. 1. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41467-025-63144-4>

7. Wahlstrom M. et al. Mobilizing mine lands for biobased decarbonization strategies. *Biofuels, Bioproducts and Biorefining*. 2025. DOI: <https://doi.org/10.1002/bbb.2766>

8. Morris J. et al. Mutual reinforcement of land-based carbon dioxide removal and international emissions trading in deep decarbonization scenarios. *Nature Communications*. 2024. Vol. 15, no. 1. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41467-024-49502-8>

9. Hsu D. et al. Planning the Built Environment and Land Use Towards Deep Decarbonization of the United States. *Journal of Planning Literature*. 2022. P. 088541222210979. DOI: <https://doi.org/10.1177/08854122221097977>

10. Janus J., Ertunç E. Impact of land consolidation on agricultural decarbonization: Estimation of changes in carbon dioxide emissions due to farm transport. *Science of The Total Environment*. 2023. P. 162391. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.162391>

11. Anyanwu C. N. et al. Deep decarbonization options for the agriculture, forestry, and other land use (AFOLU) sector in Africa: a systematic literature review. *Environmental Monitoring and Assessment*. 2023. Vol. 195, no. 5. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10661-023-11184-y>

12. Gutwein S. et al. Estimating land cover-based soil organic carbon to support decarbonization and climate resilience planning in Massachusetts. *Soil Security*. 2022. P. 100076. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.soisec.2022.100076>

13. Black soil in Ukraine has lost its nutrients. URL: <https://ua.korrespondent.net/business/3792523-chornozemy-v-ukraini-vtratyly-pozhyvni-rechovyny-ekspert> (дата звернення: 16.04.2026).

14. The proportion of degraded soils in Ukraine exceeds 25%. URL: <https://surl.li/leuxbh> (дата звернення: 16.04.2026).

15. The condition of Ukrainian soil is becoming a problem for the country's environmental security. URL: <https://superagronom.com/news/9421-stan-ukrayinskih-gruntiv-staye-problemoyu-ekologichnoyi-bezpeki-krayini> (дата звернення: 16.04.2026).

16. If no action is taken, 95% of the Earth's surface will be degraded soil by 2050. URL: <https://superagronom.com/news/16404-yakscho-ne-vjivati-zahodiv-to-do-2050-roku-95-zemnoyi-poverhni-budut-stanoviti-degradovani-grunti--ekspertka> (дата звернення: 16.04.2026).

17. What is Soil Degradation? URL: <https://surl.li/indylyx> (дата звернення: 16.04.2026).

18. Total losses of the Ukrainian agricultural sector from the full-scale invasion reached almost \$84 billion. URL: <https://superagronom.com/news/21979-zagalni-vtrati-ukrayinskogo-apk-vid-povnomasshtabnogo-vtorgnennya-syagnuli-mayje-84-mlrd> (дата звернення: 16.04.2026).

19. Ukraine estimates the environmental damage caused by the war at \$44 billion: why this is important for the environment and for responsible business. URL: <https://ueco.com.ua/news/ukrajina-ocinyuye-ekologichni-zbitki-viyni-u-44-mlrd-chomu-ce-vazhливо-dlya-dovkillya-ta-dlya-vidpovalnogo-biznesu> (дата звернення: 16.04.2026).

20. The war has turned Ukraine's black soil into the most damaged soil. URL: <https://landlord.ua/news/150402> (дата звернення: 16.04.2026).

21. War: Ukraine's soil has suffered. URL: <https://www.zerno-ua.com/news/vijna-postrazhdaly-grunty-ukrayiny/> (дата звернення: 16.04.2026).

22. Baliuk S., Shymel V. On the state and tasks of soil organic carbon management. *Visnyk agrarnoi nauky*. 2024. Vol. 102, no. 6. P. 5–13. DOI: <https://doi.org/10.31073/agrovisnyk202406-01>

23. Hutsol H. V., Kovalenko N. V. The carbon deposition in soils and its impact on crop yield: basic concepts. *Taurian Scientific Herald*. 2024. No. 140. P. 119–124. DOI: <https://doi.org/10.32782/2226-0099.2024.140.15>

24. Carbon farming. Making agriculture fit for 2030. URL: https://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/STUD/2021/695482/IPOL_STU%282021%29695482_EN.pdf (дата звернення: 16.04.2026).

25. Voronkova V. G., Metelenko N. G. (eds.). *Environmental management in the system of digital innovations for sustainable development: strategies for the green economy, metallurgy, and business: collective monograph*. Lviv – Toruń: Liha-Pres, 2025. 742 p.

26. Cloete W. H., du Preez G., Van Zijl G. M. The carbon credit conundrum: Which analytical method should be used for determining soil organic carbon content in South Africa? *Geoderma Regional*. 2025. P. e00947. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.geodrs.2025.e00947>

27. Burgos Hernández T. D. et al. Comparison of methods for determining organic carbon content of urban soils in Central Ohio. *Geoderma Regional*. 2023. Vol. 34. P. e00680. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.geodrs.2023.e00680>
28. Tang K. et al. Soil water retention capacity surpasses climate humidity in determining soil organic carbon content but not plant production in the steppe zone of Northern China. *Ecological Indicators*. 2022. Vol. 141. P. 109129. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2022.109129>
29. Kuśmierz S. Węgiel organiczny jako czynnik determinujący pH i zawartość składników pokarmowych w glebach. *PRZEMYSŁ CHEMICZNY*. 2021. Vol. 1, no. 8. P. 60–63. DOI: <https://doi.org/10.15199/62.2021.8.7>
30. Fakhrabad A. H., Khoshnood R. S., Abedi M. R., Ebrahimi M. Sensitive and Selective Potentiometric Sensor Based on Carbon Paste Electrode for Determining Cerium(III) Ions in Soil and Water Samples; Simplex Lattice Mixture Design Application. *Analytical and Bioanalytical Electrochemistry*. 2022.
31. Zhang Z., Wang J., Li B. Determining the influence factors of soil organic carbon stock in opencast coal-mine dumps based on complex network theory. *CATENA*. 2019. Vol. 173. P. 433–444. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.catena.2018.10.030>
32. Tola E. et al. Determining soil organic carbon concentration in agricultural fields using a handheld spectroradiometer: Implication for soil fertility measurement. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*. 2018. Vol. 11, no. 6. P. 13–19. DOI: <https://doi.org/10.25165/j.ijabe.20181106.4061>
33. Bushong J. T., Norman R. J., Slaton N. A. Near-Infrared Reflectance Spectroscopy as a Method for Determining Organic Carbon Concentrations in Soil. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*. 2015. Vol. 46, no. 14. P. 1791–1801. DOI: <https://doi.org/10.1080/00103624.2015.1048250>
34. Shen Y., Zhang X.-P., Liang Ai-Z., Shi X.-H., Fan Ru-Q., Yang X.-M. Near infrared spectroscopy in determining organic carbon and total nitrogen in black soil of Northeast China. *Chinese Journal of Applied Ecology*. 2010.

35. Daigh A. L. et al. Comparison of Models for Determining Soil-Surface Carbon Dioxide Effluxes in Different Agricultural Systems. *Agronomy Journal*. 2015. Vol. 107, no. 3. P. 1077–1086. DOI: <https://doi.org/10.2134/agronj14.0423>
36. Flores-Landeros H. et al. Low-Cost CO₂ Sensors Reveal Seasonal and Management-Driven Soil Carbon Fluxes in a Mediterranean Agroecosystem. *Environmental Technology & Innovation*. 2026. P. 104743. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eti.2025.104743>
37. Lv J. et al. Enhanced mapping of soil organic carbon in China's Black Soil Region using spectral-temporal-spatial fusion of multi-sensor satellite data. *Soil and Tillage Research*. 2026. Vol. 257. P. 106965. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.still.2025.106965>
38. Cascante M. D. et al. Low-Cost Proximal Sensors for Assessing Organic Carbon and Potentially Toxic Metals in Highly Weathered Soils: A Systematic Review. *Soil Security*. 2025. P. 100208. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.soisec.2025.100208>
39. Gilani H. et al. Spatial distribution of mangrove soil organic carbon in Indus Delta, Pakistan: A multi-sensor remote sensing and machine learning approach. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*. 2025. Vol. 323. P. 109435. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ecss.2025.109435>
40. Liu J., Munnaf M. A., Mouazen A. M. Micro-Near-Infrared (Micro-NIR) sensor for predicting organic carbon and clay contents in agricultural soil. *Soil and Tillage Research*. 2024. Vol. 242. P. 106155. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.still.2024.106155>
41. Afridi W. A. K. et al. Design an Electromagnetic Sensor to Measure the Organic Carbon in Soil and its Validation with Standard Walkley-Black Method. *IEEE Sensors Letters*. 2023. P. 1–4. DOI: <https://doi.org/10.1109/lsens.2023.3328591>
42. Dangal S., Sanderman J., Wills S., Ramirez-Lopez L. Accurate and precise prediction of soil properties from a large mid-infrared spectral library. *Soil Systems*. 2019. Vol. 3, No. 1. P. 11. DOI: <https://doi.org/10.3390/soilsystems3010011>
43. De Santana F. B., De Souza A. M., Poppi R. J. Visible and near infrared spectroscopy coupled to random forest to quantify some soil quality parameters.

Spectrochimica Acta Part A. 2018. Vol. 191. P. 454–462. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.saa.2017.10.052>

44. Barnes R., Dhanoa M. S., Lister S. J. Standard normal variate transformation and de-trending of near-infrared diffuse reflectance spectra. *Applied Spectroscopy*. 1989. Vol. 43, No. 5. P. 772–777. DOI: <https://doi.org/10.1366/0003702894202201>

45. Dominati E., Patterson M., Mackay A. A framework for classifying and quantifying the natural capital and ecosystem services of soils. *Ecological Economics*. 2010. Vol. 69, No. 9. P. 1858–1868. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2010.05.002>

46. European Environment Agency. *Soil monitoring in Europe—Indicators and thresholds for soil health assessments*. European Environmental Agency, 2023. DOI: <https://doi.org/10.2800/956606>

47. Angelopoulou T., Balafoutis A., Zalidis G., Bochtis D. From laboratory to proximal sensing spectroscopy for soil organic carbon estimation—A review. *Sustainability*. 2020. Vol. 12, No. 2. P. 443. DOI: <https://doi.org/10.3390/su12020443>

48. Askari M. S., Cui J., O'Rourke S. M., Holden N. M. Evaluation of soil structural quality using Vis–Nir spectra. *Soil and Tillage Research*. 2015. Vol. 146. P. 108–117. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.still.2014.03.006>

49. Dismuke C., Lindrooth R. Ordinary least squares. *Methods and Designs for Outcomes Research*. 2006. Vol. 93, No. 1. P. 93–104.

50. Bai Z., Xie M., Hu B. et al. Estimation of soil organic carbon using Vis-Nir spectral data and spectral feature bands selection in Southern Xinjiang, China. *Sensors*. 2022. Vol. 22, No. 16. P. 6124. DOI: <https://doi.org/10.3390/s22166124>

51. Barra I., Haefele S. M., Sakrabani R., Kebede F. Soil spectroscopy with the use of chemometrics, machine learning and pre-processing techniques in soil diagnosis: Recent advances—A review. *TrAC Trends in Analytical Chemistry*. 2021. Vol. 135. P. 116166. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.trac.2020.116166>

52. Ben-Dor E., Banin A. Near-infrared analysis as a rapid method to simultaneously evaluate several soil properties. *Soil Science Society of America Journal*. 1995. Vol. 59, No. 2. P. 364–372. DOI: <https://doi.org/10.2136/sssaj1995.03615995005900020014x>

53. Bonod N., Neauport J. Diffraction gratings: From principles to applications in high-intensity lasers. *Advances in Optics and Photonics*. 2016. Vol. 8, No. 1. P. 156–199. DOI: <https://doi.org/10.1364/AOP.8.000156>
54. Breiman L. Random forests. *Machine Learning*. 2001. Vol. 45. P. 5–32. DOI: <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
55. Brown D. J., Shepherd K. D., Walsh M. G., Mays M. D., Reinsch T. G. Global soil characterization with VNIR diffuse reflectance spectroscopy. *Geoderma*. 2006. Vol. 132, No. 3–4. P. 273–290. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2005.04.025>
56. Chen S., Xu D., Li S. et al. Monitoring soil organic carbon in alpine soils using in situ Vis–Nir spectroscopy and a multilayer perceptron. *Land Degradation & Development*. 2020. Vol. 31, No. 8. P. 1026–1038. DOI: <https://doi.org/10.1002/ldr.3497>
57. Войчур Ю., Медзатий Д., Криштофор О., Бачук В. Кіберфізична система визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження. *Herald of Khmelnytskyi National University. Technical Sciences*, 2026 363(2), 677–689. doi: 10.31891/2307-5732-2026-363-89
58. Hateffard F., Gumbricht T., Ranhem T., Breure T., Panagos P., Hugelius G. Predicting Soil Properties Using Spectral Subsets of LUCAS Visible Near-Infrared Spectroscopy Data. *European Journal of Soil Science*. 2025. Vol. 76, Issue 6. P. e70242. doi: 10.1111/ejss.70242
59. Вміст органічного вуглецю в ґрунтах України: масштабне дослідження та агрономічне значення, URL: <https://carboncreditukraine.com/novyny/vmist-organichnogo-vugleczyu-v-gruntah-ukrayiny-masshtabne-doslidzhennya-ta-agronomichne-znachennya/> (дата звернення 17.04.2026)
60. Cyber physical systems. *Fortinet*. URL: <https://www.fortinet.com/uk/resources/cyberglossary/cyber-physical-systems> (дата звернення: 18.04.2026).
61. Bustos P., Manso L., Bandera A., Bandera J., García-Varea I., Martínez-Gómez J. The CORTEX cognitive robotics architecture: Use cases. *Cogn. Syst. Res*. 2019. Vol. 55. P. 107–123. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cogsys.2018.12.019>

62. Marfil R., Romero-Garces A., Bandera J., Manso L., Calderita L., Bustos P., Bandera A., Garcia-Polo J., Fernandez F., Voilmy D. Perceptions or Actions? Grounding How Agents Interact Within a Software Architecture for Cognitive Robotics. *Cogn. Comput.* 2020. Vol. 12. P. 479–497. DOI: <https://doi.org/10.1007/s12559-019-09697-9>
63. Nielsen C. B., Larsen P. G., Fitzgerald J., Woodcock J., Peleska J. Systems of Systems Engineering: Basic Concepts, Model-Based Techniques, and Research Directions. *ACM Comput. Surv.* 2015. Vol. 48. P. 1–41. DOI: <https://doi.org/10.1145/2795381>
64. Venancio-Teixeira J., da Silva Hounsell M., Wildgrube-Bertol D. How CPS and Autonomous Robots are Integrated to other I4.0 Technologies: A systematic literature review. *Prod. Manuf. Res.* 2023. Vol. 11. P. 2279715. DOI: <https://doi.org/10.1080/21693277.2023.2279715>
65. Bocicor M. I., Frau D. C., Draghici I. C., Goga N., Molnar A. J., Pérez R. V., Vasileanu A. Cyber-physical system for assisted living and home monitoring. *Proceedings of the 2017 13th IEEE International Conference on Intelligent Computer Communication and Processing (ICCP)*, Cluj-Napoca, Romania, 7–9 September 2017. P. 487–493. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICCP.2017.8117063>
66. De Venuto D., Annese V. F., Sangiovanni-Vincentelli A. L. The ultimate IoT application: A cyber-physical system for ambient assisted living. *Proceedings of the 2016 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)*, Montreal, QC, Canada, 22–25 May 2016. P. 2042–2045. DOI: <https://doi.org/10.1109/ISCAS.2016.7538972>
67. Wengefeld T., Schuetz B., Girdziunaite G., Scheidig A., Gross H. M. The MORPHIA Project: First Results of a Long-Term User Study in an Elderly Care Scenario from Robotic Point of View. *Proceedings of the ISR Europe 2022, 54th International Symposium on Robotics*, Munich, Germany, 20–21 June 2022. P. 1–8.
68. Romero-Garcés A., Hidalgo-Paniagua A., González-García M., Bandera A. On Managing Knowledge for MAPE-K Loops in Self-Adaptive Robotics Using a Graph-Based Runtime Model. *Appl. Sci.* 2022. Vol. 12. P. 8583. DOI: <https://doi.org/10.3390/app12178583>

69. Zaraté P., Liu S. A new trend for knowledge-based decision support systems design. *Int. J. Inf. Decis. Sci.* 2016. Vol. 8. P. 305–324. DOI: <https://doi.org/10.1504/IJIDS.2016.10001399>
70. Macenski S., Foote T., Gerkey B., Lalancette C., Woodall W. Robot Operating System 2: Design, architecture, and uses in the wild. *Sci. Robot.* 2022. Vol. 7. P. eabm6074. DOI: <https://doi.org/10.1126/scirobotics.abm6074>
71. Jerez A., Iglesias A., Pérez-Lorenzo J., Tudela A., Cruces A., Bandera J. An User-Centered Evaluation of Two Socially Assistive Robots Integrated in a Retirement Home. *Int. J. Soc. Robot.* 2024. P. 1–21. DOI: <https://doi.org/10.1007/s12369-024-01178-8>
72. Iglesias A., Viciano R., Pérez-Lorenzo J. M., Ting K. L. H., Tudela A., Marfil R., Qbilat M., Hurtado A., Jerez A., Bandera J. P. The Town Crier: A Use-Case Design and Implementation for a Socially Assistive Robot in Retirement Homes. *Robotics.* 2024. Vol. 13. P. 61. DOI: <https://doi.org/10.3390/robotics13040061>
73. Yang L., Kang B., Huang Z., Xu X., Feng J., Zhao H. Depth Anything: Unleashing the Power of Large-Scale Unlabeled Data. Proceedings of the 2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Seattle, WA, USA, 16–22 June 2024. P. 10371–10381. DOI: <https://doi.org/10.1109/CVPR52733.2024.00988>
74. Macenski S., Martín F., White R., Clavero J. G. The Marathon 2: A Navigation System. Proceedings of the 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), Las Vegas, NV, USA, 24 October 2020 – 24 January 2021. P. 2718–2725. DOI: <https://doi.org/10.1109/IROS45743.2020.9341214>
75. Macenski S., Soragna A., Carroll M., Ge Z. Impact of ROS 2 Node Composition in Robotic Systems. *arXiv.* 2023. arXiv:abs/2305.09933. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2305.09933>
76. Cyber-Physical Systems – The Next Frontier in Software Engineering. *Arnia.* URL: <https://www.arnia.com/cyber-physical-systems-the-next-frontier-in-software-engineering/> (дата звернення: 18.04.2026).

77. What are Cyber Physical Systems (CPS)? *Safous*. URL: <https://www.safous.com/blog/what-are-cyber-physical-systems-cps> (дата звернення: 18.04.2026).

78. Architecture of Cyber-Physical System. *TutorialsPoint*. URL: <https://www.tutorialspoint.com/cyber-physical-system/cyber-physical-system-architecture.htm> (дата звернення: 18.04.2026).

79. What is a Cyber-Physical System? *Ansys*. URL: <https://www.ansys.com/simulation-topics/what-is-a-cyber-physical-system> (дата звернення: 18.04.2026).

80. Cosmikal. The Revolution of Cyber-Physical Systems (CPS): The Awakening of Physical Intelligence. *Cosmikal*. URL: <https://www.cosmikal.es/the-revolution-of-cyber-physical-systems-cps-the-awakening-of-physical-intelligence/> (дата звернення: 18.04.2026).

ДОДАТОК А (обов'язковий)

Копія наукової публікації

Технічні науки

ISSN 2307-5732

<https://doi.org/10.31891/2307-5732-2026-363-89>

УДК 004.9

ВОЙЧУР ЮРІЙ

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0000-0003-3085-7315>
e-mail: voichury@khmnu.edu.ua**МЕДЗАТИЙ ДМИТРО**

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0009-0004-3247-6406>
e-mail: medza@ukr.net**КРИШТОФОР ОЛЕГ**

Хмельницький національний університет

e-mail: kryshstofor@gmail.com**БАЧУК В'ЯЧЕСЛАВ**

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0009-0007-8465-8908>
e-mail: v.bachuk@i.ua

КІБЕРФІЗИЧНА СИСТЕМА ВИЗНАЧЕННЯ ВМІСТУ ВУГЛЕЦЮ В ҐРУНТАХ В УМОВАХ АНТРОПОГЕННОГО НАВАНТАЖЕННЯ

Стаття присвячена актуальній проблемі розроблення кіберфізичної системи для високоточного моніторингу вмісту органічного вуглецю в ґрунтах в умовах інтенсивного антропогенного навантаження. У роботі обґрунтовано, що декарбонізація земель, спричинена інтенсивним землеробством, промисловим забрудненням та військовою агресією, є критичною загрозою екологічній та продовольчій безпеці України. Встановлено, що традиційні лабораторні методи аналізу ґрунту є значно інертними та вартісними для оперативного управління ресурсами, що створює потребу в переході до автоматизованих рішень на базі концепції Інтернету речей. Авторами проведено детальний порівняльний аналіз існуючих методів та мобільних сенсорних рішень, що дозволило ідентифікувати ключові недоліки поодинокого використання оптичних датчиків, зокрема, їхню високу чутливість до вологості. Запропоновано інноваційну апаратну конфігурацію, що базується на синергії мультиспектрального сенсора AS7265x та електромагнітного датчика LDC1612 під управлінням мікроконтролера ESP32-S3. Така мультисенсорний підхід дозволяє реалізувати інтелектуальну обробку даних на рівні Edge Computing, де результати електромагнітного зондування використовуються для автоматичної компенсації «ефекту вологості», що суттєво підвищує достовірність вимірювань безпосередньо в польових умовах. У статті детально описано структуровану трірівневу ієрархічну архітектуру та алгоритми функціонування КФС, які охоплюють сенсорний рівень збору первинних параметрів, середній рівень інтелектуального аналізу та верхній рівень хмарної аналітики й прийняття рішень. Гібридна комунікаційна схема, що поєднує LoRaWAN для дистанційної передачі та Bluetooth LE для локального налаштування, забезпечує високу автономність та енергонезалежність системи, роблячи її придатною для використання на великих площах сільськогосподарських угідь, що відкриває нові перспективи для реалізації стратегій кліматично нейтрального розвитку аграрного сектору та сприяє цифровій трансформації екологічного моніторингу в Україні.

Ключові слова: кіберфізична система, органічний вуглець ґрунту, декарбонізація, мультисенсорний підхід, датчик AS7265x, датчик LDC1612, контролер ESP32-S3, LoRaWAN, Bluetooth LE, edge computing, хмарна аналітика.

VOICHUR YURIY, MEDZATYI DMYTRO, KRYSHTOFOR OLEH, BACHUK VLADYSLAV
Khmelnyskiy National University

CYBERPHYSICAL SYSTEM FOR DETERMINING CARBON CONTENT IN SOILS UNDER ANTHROPOGENIC LOADING

The article is devoted to the topical problem of developing a cyber-physical system for high-precision monitoring of organic carbon content in soils under conditions of intense anthropogenic load. The paper argues that land decarbonization caused by intensive agriculture, industrial pollution, and military aggression is a critical threat to Ukraine's environmental and food security. It has been established that traditional laboratory methods of soil analysis are too slow and costly for operational resource management, which creates a need to transition to automated solutions based on the Internet of Things concept. The authors conducted a detailed comparative analysis of existing methods and mobile sensor solutions, which allowed them to identify the key shortcomings of the isolated use of optical sensors, in particular their high sensitivity to humidity. An innovative hardware configuration is proposed, based on the synergy of the AS7265x multispectral sensor and the LDC1612 electromagnetic sensor controlled by the ESP32-S3 microcontroller. This multi-sensor approach allows for intelligent data processing at the Edge Computing level, where the results of electromagnetic sensing are used to automatically compensate for the "humidity effect," which significantly increases the reliability of measurements directly in the field. The article describes in detail the designed three-level hierarchical architecture of the KFS, which covers the sensor level of collecting primary parameters, the middle level of the intelligent gateway, and the upper level of cloud analytics and decision-making. Particular attention is paid to the development of the system's operating algorithm, which is divided into four phases: initialization, local noise filtering, data transmission via the energy-efficient LoRaWAN protocol, and final soil condition classification based on a knowledge base. A hybrid communication scheme combining LoRaWAN for remote transmission and Bluetooth LE for local configuration ensures high autonomy and energy independence of the system, making it suitable for use on large areas of agricultural land, which opens up new prospects for the implementation of climate-neutral development strategies in the agricultural sector and contributes to the digital transformation of environmental monitoring in Ukraine.

Keywords: cyber-physical system, soil organic carbon, decarbonization, multi-sensory approach, AS7265x sensor, LDC1612 sensor, ESP32-S3 controller, LoRaWAN, Bluetooth LE, edge computing, cloud analytics.

Стаття надійшла до редакції / Received 07.12.2025

Прийнята до друку / Accepted 11.02.2026

Опубліковано / Published 26.03.2026

This is an Open Access article distributed under the terms of the [Creative Commons CC-BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

© Войчур Юрій, Медзатий Дмитро, Криштофор Олег, Бачук В'ячеслав

Вступ

Вміст вуглецю в ґрунті є динамічним показником, норма якого суттєво варіюється залежно від типу ґрунту, кліматичної зони та екосистеми, проте для найбільш родючих чорноземів оптимальним вважається рівень органічного вуглецю в межах від 3% до 5% [1]. У лісових або заторфованих ґрунтах цей показник може бути значно вищим, тоді як у піщаних або деградованих землях він часто опускається нижче 1%, що сигналізує про критичне виснаження ресурсів [2]. Важливо розуміти, що вуглець перебуває у стані постійного колообігу, і його «норма» визначається здатністю конкретного ландшафту утримувати органічну речовину у формі гумусу, який забезпечує структуру, вологостійкість та біологічну активність ґрунтового середовища [3, 4].

Під впливом антропогенного навантаження в більшості регіонів світу спостерігається стійка тенденція до зменшення вмісту вуглецю в ґрунтах, що науковці називають декарбонізацією земель [5]. Інтенсивне землеробство з глибокою оранкою, відсутність сівозмін, спалювання стерні та надмірне використання мінеральних добрив прискорюють процеси мінералізації органічної речовини, через що вуглець, який накопичувався століттями, вивільняється у вигляді вуглекислого газу. Промислове забруднення та урбанізація додатково погіршують ситуацію, порушуючи мікробіологічні процеси, відповідальні за гумусоутворення, що призводить до фізичного руйнування ґрунтових агрегатів та втрати здатності ґрунту до самовідновлення [6, 7].

Наслідки зниження рівня вуглецю мають катастрофічний характер як для сільськогосподарства, так і для екологічної стабільності планети в цілому [8]. Зменшення концентрації органічної речовини призводить до втрати ґрунтом його структурності, через що він стає вразливим до водної та вітрової ерозії, гірше утримує вологу та стає менш стійким до посух [9, 10]. З боку клімату цей процес перетворює ґрунти з потужного резервуара вуглецю на джерело парникових газів, що значно прискорює глобальне потепління. У підсумку це спричиняє падіння врожайності, ріст витрат на добрива та підтримки продуктивності та деградацію біорізноманіття, що ставить під загрозу продовольчу безпеку та стійкість природних екосистем до зовнішніх впливів [11, 12].

В Україні процес декарбонізації ґрунтів є однією з найгостріших екологічних проблем, що за останні роки набула статусу національної загрози. Згідно з даними Національного наукового центру «Інститут ґрунтознавства та агрохімії імені О. Н. Соколовського», за останні 130 років українські чорноземи втратили близько 30% свого гумусу, а в окремих регіонах цей показник ще вищий [13]. Станом на 2024–2025 роки понад 25% усіх ґрунтів країни офіційно визнані деградованими, що охоплює площу близько 10–12 мільйонів гектарів сільськогосподарських угідь [14]. Основною причиною такого стрімкого падіння вмісту вуглецю є надмірна розораність земель, яка в Україні сягає майже 54%, що є одним із найвищих показників у світі та значно перевищує аналогічні цифри у США чи країнах Європейського Союзу [15].

Конкретні приклади декарбонізації яскраво простежуються в динаміці вмісту органічної речовини – якщо у 1980-х роках середній вміст гумусу в ґрунтах України становив близько 3,36%, то до 2020-х років він знизився до 3,14% і продовжує падати. Особливо критична ситуація спостерігається в зонах інтенсивного землеробства степу та лісостепу, де через відсутність достатньої кількості органічних добрив та ігнорування сівозмін баланс вуглецю стає від'ємним. За оцінками експертів, щорічні втрати гумусу через мінералізацію та ерозію становлять від 0,5 до 1 тони на гектар, що в масштабах країни призводить до економічних збитків, які ще до початку повномасштабного вторгнення оцінювалися у 40 мільярдів гривень щорічно [16, 17].

Додатковим і надзвичайно важким фактором декарбонізації в сучасних умовах стала військова агресія, яка спричинила фізичне руйнування та хімічне забруднення величезних масивів земель [18, 19]. Викиди парникових газів внаслідок воєнних дій, за оцінками ініціативи IGGAW, становлять сотні мільйонів тонн CO₂-еквівалента, а значна частина вуглецю вивільняється безпосередньо через пожежі на полях та знищення лісосмуг [20, 21]. Водночас Україна активно інтегрується у світові процеси протидії цим змінам – у 2025 році було затверджено Другий національно визначений внесок (НВВ2), який ставить амбітну мету скоротити викиди на 65% до 2035 року. В агросекторі це проявляється через впровадження технологій No-till та Strip-till, розвиток ринку карбонових сертифікатів та запуск пілотних проєктів із регенеративного землеробства, спрямованих на повернення вуглецю в ґрунт.

Необхідність розроблення кіберфізичної системи визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження обумовлена критичною необхідністю розв'язання глобальних екологічних викликів, серед яких деградація земель та зміна клімату посідають чільне місце [22]. Вуглець є фундаментальним показником родючості ґрунту та ключовим компонентом глобального циклу кругообігу речовин, що безпосередньо впливає на продовольчу безпеку та здатність екосистем до самовідновлення. В умовах інтенсивного антропогенного впливу, що проявляється через надмірне сільськогосподарське використання, промислове забруднення та урбанізацію, природний баланс вуглецю порушується, призводячи до масштабних викидів парникових газів у атмосферу. Відтак, розробка точних методів моніторингу та оцінки запасів органічного вуглецю стає стратегічним завданням для сталого розвитку аграрного сектору та збереження природних ресурсів.

Традиційні методи аналізу ґрунту, що базуються на лабораторних хімічних дослідженнях, у сучасних реаліях демонструють значні обмеження через свою тривалість, високу вартість та неможливість оперативного отримання даних у просторово-часовому масштабі [23]. Це створює інформаційний розрив між реальними змінами у стані ґрунтового покриву та швидкістю прийняття управлінських рішень, що особливо критично в зонах з високим антропогенним навантаженням. Виникає гостра потреба у переході до автоматизованих рішень, які дозволяють

здійснювати дистанційний та контактний моніторинг у режимі реального часу. Саме тому впровадження кіберфізичних систем (КФС) стає логічним етапом цифрової трансформації екологічного моніторингу, об'єднуючи фізичні процеси вимірювання з потужними обчислювальними алгоритмами аналізу даних.

Актуальність використання саме кіберфізичного підходу полягає у можливості створення інтегрованого середовища, де сенсорні мережі, засоби передачі даних та інтелектуальні системи обробки інформації працюють як єдиний механізм [24]. Такі системи здатні враховувати гетерогенність ґрунтового покриву та динаміку антропогенних чинників, забезпечуючи високу точність прогнозування деградаційних процесів. Застосування КФС дозволяє не лише констатувати поточний стан вмісту вуглецю, але й моделювати різні сценарії землекористування, що є незамінним інструментом для впровадження методів регенеративного землеробства та виконання міжнародних зобов'язань щодо декарбонізації економіки. Інтеграція технологій Інтернету речей (IoT) та хмарних обчислень у структуру КФС створює підґрунтя для формування глобальних мереж моніторингу ґрунтів.

Окремої уваги заслуговує наукова значущість розробки алгоритмічного забезпечення для таких систем, оскільки робота в умовах антропогенного навантаження вимагає фільтрації численних завад та врахування специфічних забруднювачів. Математичне моделювання динаміки вуглецю у складі кіберфізичної платформи дає змогу виявити приховані закономірності трансформації органічної речовини під впливом техногенних факторів. Це відкриває нові перспективи для фундаментальної ґрунтознавчої науки та прикладної екології, дозволяючи перейти від дискретного спостереження до безперервного контролю життєво важливих параметрів екосистеми. Таким чином, створення КФС для визначення вуглецю є відповіддю на запит суспільства щодо прозорого та об'єктивного контролю за станом довкілля.

Практична реалізація дослідження має безпосереднє значення для розробки національних та регіональних стратегій адаптації до кліматичних змін та управління земельними ресурсами. Впровадження автоматизованих систем визначення вуглецю сприятиме підвищенню інвестиційної привабливості агропромислового комплексу через верифікацію карбонових сертифікатів та підтвердження екологічності продукції. Враховуючи вищезазначене, розробка кіберфізичної системи моніторингу вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження є своєчасною та необхідною науково-технічною відповіддю на сучасні виклики, що стоять перед Україною та світовою спільнотою в контексті збереження біосфери та переходу до кліматично нейтральної моделі розвитку [25].

Огляд відомих методів та засобів

Проведемо огляд відомих методів та засобів щодо визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження.

Точне кількісне визначення вмісту органічного вуглецю у ґрунті є важливим для оцінки вуглецевих кредитів. Метою дослідження [26] було визначити, який аналітичний метод слід використовувати для визначення вмісту органічного вуглецю в ґрунті для оцінки вуглецевих кредитів. Дослідження показало, що метод повного сухого згоряння (TDC) все ще слід вважати кращим методом визначення вмісту органічного вуглецю у ґрунті для оцінки вуглецевих кредитів у Південній Африці. Методу Уоклі-Блека (WB) слід уникати, якщо очікується, що ґрунт матиме високий вміст органічного вуглецю у ґрунті, тоді як метод витрат при прогорянні (LOI) все ще можна використовувати для визначення органічного складу ґрунту, однак цього методу слід уникати при визначенні вмісту органічного вуглецю у ґрунті.

Дослідження [27] довело, що для вимірювання вмісту органічного вуглецю в міських ґрунтах, що містять карбонати, особливо доломіт, слід застосовувати метод дихроматного окислення. Було виявлено, що метод дихроматного окислення є простим, швидким і надійно визначає вміст органічного вуглецю.

Автори [28] досліджували видове багатство рослин та надземну біомасу, вміст органічного вуглецю та азоту у ґрунті, а також утримання води в ґрунті та інші фізичні параметри в степових екосистемах вздовж кліматичного трансекту, який охоплює пустельні степи, типові степові та лучно-степові зони Північного Китаю внаслідок чого виявили, що утримання органічної речовини та концентрація органічної речовини рослин, рівень насичення та концентрація вуглецю ґрунту, а також вміст органічного вуглецю та вміст солі суттєво взаємопов'язані та збільшуються зі збільшенням вологості клімату.

У довгострокових польових дослідженнях [29] було виявлено зв'язок між рівнем органічного вуглецю в ґрунтах та їх рН, а також вмістом доступних форм фосфору, калію та магнію. Вміст вуглецю виявився ефективним інструментом як для оптимізації рН, так і для збільшення використання Mg та фосфору, накопичених в агроекосистемах у формах, недоступних для рослин.

У статті [30] описано виготовлення нового потенціометричного сенсора для визначення іона церію на основі вуглецевого пастового електрода як індикаторного електрода. Для виготовлення вуглецевого пастового електрода було використано чотири компоненти. Відсоток кожного компонента вуглецевого пастового електрода було оптимізовано за допомогою симплексної ґратчастої суміші, включаючи 20 експериментальних прогонів. Сенсор був успішно використаний для аналізу зразків ґрунту та реальної води з відновленням від 90,7 до 104,2%. Переваги сенсора включають просте виготовлення, низьку вартість, легкість експлуатації, широкий лінійний діапазон, короткий час відгуку, високий термін служби та відповідну селективність.

Запаси органічного вуглецю у ґрунті суттєво зазнають впливу від експлуатації відкритих вугільних шахт, а взаємозв'язки факторів, що впливають на запаси органічного вуглецю у ґрунті, є складними. Фактори впливу запасів органічного вуглецю у ґрунті на рекультивованих землях незрозумілі, а існуючі моделі не

можуть достатньою мірою охарактеризувати складні взаємозв'язки запасів органічного вуглецю у ґрунті. У статті [31] проаналізовано фактори впливу запасів органічного вуглецю у ґрунті за допомогою теорії складних мереж. Було проведено дослідження ґрунту, топографії та рослинності на 50 рекультивованих ділянках. Були розраховані характеристики мережі, включаючи ступінь, проміжність та середній найкоротший шлях тощо. Це дослідження надало орієнтир для вибору раціональних заходів з рекультивації земель для збільшення запасів вуглецю в ґрунті.

Органічний вуглець ґрунту відіграє життєво важливу роль у рості та розвитку рослин, і тому вважається одним з найважливіших показників якості ґрунту. Дослідження [32] було проведено в центральному регіоні Саудівської Аравії з метою вивчення потенціалу спектроскопії у визначенні концентрації органічного вуглецю у ґрунті з низькою родючістю. Збільшення концентрації органічного вуглецю у ґрунті було пов'язане зі зменшенням відповідного спектрального відбиття. Регресійний аналіз показав лінійні залежності з високою значущою кореляцією між спектральним коефіцієнтом відбиття та вмістом органічного вуглецю. Результати цього дослідження показали можливість та потенціал використання методу спектрального відбиття для прогнозування концентрації органічного вуглецю.

Спектроскопія відбиття в ближньому інфрачервоному діапазоні має потенціал бути надійним методом для точного кількісного визначення органічного вуглецю ґрунту. Метою дослідження [33] було оцінити ефективність спектроскопії відбиття в ближньому інфрачервоному діапазоні для точного кількісного прогнозування органічного вуглецю ґрунту. Були виявлені значні взаємозв'язки для прогнозованого органічного вуглецю ґрунту у порівнянні з лабораторно виміряним органічним вуглецем ґрунту для всіх оцінених моделей, незалежно від методу валідації. Аналогічно у дослідженні [34] для визначення органічного вуглецю, загального азоту та їх співвідношення у чорноземі Північно-Східного Китаю було використано ближню інфрачервону відбивну спектроскопію.

Моделі миттєвого витоку CO₂ з ґрунту є критично важливими для розуміння потенційних рушійних сил втрати вуглецю з ґрунту. Метою дослідження [35] було порівняти та перевірити вибрані рівняння на основі температури ґрунту та вмісту води для моделювання миттєвого витоку CO₂ з ґрунту серед різних систем вирощування сільськогосподарських культур та практик управління земельними ресурсами.

Дослідження [36] оцінювало сезонний відтік CO₂ з ґрунту з 5 га сільськогосподарських угідь у Мерседі, Каліфорнія, регіоні з спекотним середземноморським кліматом, під час переходу від пасовищ, що зрошуються затопленням, до сільськогосподарських угідь, що зрошуються дощами. Швидкість витоку CO₂ вимірювалася за допомогою недорогих портативних датчиків CO₂ під час синоптичних кампаній відбору проб з літа/осені 2022 року до осені 2024 року.

Автори [37] пропонують нову спектрально-часово-просторову систему об'єднання для картографування органічного вуглецю ґрунту, яка інтегрує гіперспектральні супутникові знімки з багаточасовими мультиспектральними даними Landsat-8. Вони вводять напівконтрольовану спектрально-часово-просторову мережу об'єднання на основі регіонального енергетично-зваженого дискретного вейвлет-перетворення (RDWT-SSTSFN) для оптимізації процесу об'єднання. Оцінюючи чотири прогностичні моделі, включаючи Random Forest (RF), Extreme Gradient Boosting (XGBoost), Categorical Boosting (CatBoost) та 1D Convolutional Neural Network (1D CNN), автори демонструють, що RF-моделі, побудовані з використанням даних, об'єднаних STS, досягають оптимальної продуктивності прогнозування та картування органічного вуглецю ґрунту. Це дослідження пропонує масштабоване супутникове рішення для моніторингу динаміки органічного вуглецю ґрунту в інтенсивних сільськогосподарських системах, безпосередньо підтримуючи точне збереження ґрунтів та кліматично розумні методи ведення сільського господарства.

Огляд [38] оцінює застосування двох дешевих кольорових датчиків NixPro та вимірювача магнітної сприйнятливості (κ) KT10 для оцінки органічного вуглецю ґрунту та потенційно токсичних металів у цих ґрунтах. Кольоровий датчик NixPro показав більш прийнятну точність прогнозування органічного вуглецю ґрунту у повітряно-сухих поверхневих ґрунтах, але його точність знизилась у вологих та гетерогенних умовах. Обидва датчики обмежені невеликою глибиною зондування, чутливістю до вологи та поганою переносимістю моделей. Однак їхнє спільне використання шляхом інтеграції оптичних та магнітних даних підвищує точність прогнозування, особливо в поєднанні з машинним навчанням, методами попередньої обробки та об'єднанням датчиків.

Дослідження [39] має на меті створити базову карту ґрунтового органічного вуглецю з просторовою роздільною здатністю 10 м, використовуючи супутникові знімки Sentinel-1 (синтетичний апертурний радар) та Sentinel-2 (багатоспектральний прилад), інтегровані з відбором ґрунтових проб. Прогнози ґрунтового органічного вуглецю були зроблені за допомогою моделі машинного навчання класифікаційного та регресійного дерева (CART) на платформі Google Earth Engine, використовуючи 40 змінних-предикторів, включаючи спектральні смуги та похідні індекси.

Мікро-ближня інфрачервона (мікро-NIR) спектроскопія стала перспективним методом для точної та економічно ефективної оцінки характеристик ґрунту порівняно з традиційними методами вологої хімії та звичайною ближньою інфрачервоною спектроскопією. У дослідженні [40] оцінено потенціал недорогого мікро-NIR-сенсора для прогнозування вмісту органічного вуглецю у ґрунті та глини в сільськогосподарських ґрунтах. Дослідження показує, що мікро-NIR-датчик є потенційною інновацією та може точно прогнозувати вміст органічного вуглецю та глини з досить помірною точністю для нормально розподіленого набору даних.

У статті [41] електромагнітний датчик розроблено з комбінацією індуктивності та ємності з використанням міжпальцевої та спіральної конструкції, яка була виготовлена на друкованих платах для перевірки імпедансу різних зразків ґрунту з метою визначення відсотка органічного вуглецю в ґрунті. Для перевірки запропонованої конструкції електромагнітного датчика спочатку органічний вуглець визначається за стандартною процедурою методу Уоклі-Блека (WB). Для виявлення вуглецю в ґрунті зразки були зібрані з різних пасторальних районів навколо Північного Сіднея, Австралія. Далі, імпеданс ґрунту вимірюється за допомогою запропонованого електромагнітного датчика та будувється залежність між відсотком органічного вуглецю та вимірним імпедансом. Розроблена модель також перевірена експериментальними даними для прогнозування відсотка органічного вуглецю. Запропонований електромагнітний датчик має потенціал для використання на землі для виявлення вуглецю в ґрунті, враховуючи вплив температури, вологості та води.

Проведений огляд наукових досліджень свідчить про значне різноманіття підходів до визначення органічного вуглецю, проте водночас висвітлює суттєві обмеження традиційних методів у контексті оперативного моніторингу. Класичні лабораторні методи, такі як повне сухе згоряння або дихроматне окислення, залишаються еталонними за точністю, проте вони є занадто вартісними та інертними для використання в динамічних умовах антропогенного навантаження. Сучасні розробки все частіше схиляються до використання непрямих методів, зокрема спектроскопії в ближньому інфрачервоному діапазоні та потенціометричних сенсорів, які забезпечують швидке отримання результатів. Проте аналіз показує, що поодинокі використання таких датчиків часто супроводжується зниженням точності через вплив вологості, температури та гетерогенності ґрунту, що вимагає розробки більш складних інтегрованих рішень.

Особливого значення набуває інтеграція апаратних засобів із методами машинного навчання та дистанційного зондування Землі, що дозволяє масштабувати локальні вимірювання до рівня карт територіального розподілу вуглецю. Використання супутникових даних Sentinel та Landsat у поєднанні з наземними електромагнітними та оптичними датчиками відкриває шлях до створення багаторівневих систем моніторингу. Однак існуючі моделі часто не враховують складні взаємозв'язки в екосистемах, що зазнали значного техногенного впливу, наприклад, на рекультивованих землях або в зонах інтенсивного видобутку копалин. Це підкреслює необхідність переходу від ізольованих інструментів до комплексних архітектур, здатних об'єднувати фізичний рівень збору даних із потужним аналітичним центром для прийняття рішень у режимі реального часу.

Таким чином, метою даного дослідження є розроблення спеціалізованої кіберфізичної системи, яка дозволить нівелювати недоліки окремих методів шляхом синергії датчиків та обробки сигналів. Створення такої системи спрямоване на забезпечення високої точності визначення вмісту вуглецю безпосередньо в польових умовах, враховуючи специфічні фактори антропогенного навантаження, такі як забруднення та зміна фізико-хімічних параметрів ґрунту. Майбутня кіберфізична система має стати надійним інструментом не лише для наукових досліджень, а й для практичного впровадження механізмів вуглецевих кредитів та сталого управління земельними ресурсами в умовах сучасних екологічних викликів.

Кіберфізична система визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження

Розглянемо різні датчики визначення вмісту вуглецю в ґрунтах. Порівняльна характеристика таких датчиків вуглецю представлена у Таблиці 1.

Таблиця 1

Порівняльна характеристика датчиків вуглецю

Тип датчика / Технологія	Принцип роботи	Переваги	Обмеження
Ближня інфрачервона спектроскопія (Vis-NIR)	Вимірює відбиття світла в діапазоні 350–2500 нм	Швидкий аналіз, не руйнує зразок, можливість встановлення на трактор	Чутливість до вологості ґрунту та його агрегатного стану (потребує калібрування)
Спектроскопія ПЛІС (LIBS)	Використання лазерного імпульсу для створення мікроплазми на поверхні ґрунту	Висока точність, здатність виявляти загальний вуглець (C) безпосередньо	Дороге обладнання, складність у польовому виконанні через вимоги до безпеки лазера
Неупруге розсіювання нейтронів (INS)	Обстріл ґрунту швидкими нейтронами та вимірювання гамма-випромінювання	Аналізує великий об'єм ґрунту (до 30-50 см вглиб) без відбору проб	Громіздке обладнання, використання радіоактивних джерел, висока ціна
Електропровідність та резистивність (EC)	Вимірювання здатності ґрунту проводити струм	Дуже дешевий та надійний метод для картування неоднорідності	Непрямий метод: кореляція з вуглецем залежить від типу глини та вологості
Дистанційне зондування (Супутники/БПЛА)	Аналіз спектральних індексів поверхні відкритого ґрунту	Можливість охоплення величезних територій одночасно	Працює лише на відкритому ґрунті (без рослинності), низька точність для глибоких шарів

Вибір технології зазвичай залежить від балансу між точністю та масштабованістю. Для точного картографування поля найкраще підходять мобільні Vis-NIR датчики, що монтуються на плуг або культиватор. Більшість оптичних датчиків (Vis-NIR) дуже чутливі до води. Оскільки вода поглинає світло в тих же діапазонах, що й органічні сполуки, результати можуть бути викривлені. Сучасні датчики часто оснащуються додатковим сенсором вологості для автоматичної корекції показників. Для наукових досліджень використовують LIBS, оскільки він дає найбільш наближені до хімічного аналізу результати. Для національного моніторингу оптимальним є поєднання супутникових даних з мережею наземних опорних точок (ground-truthing).

Порівняльний аналіз провідних комерційних рішень на ринку мобільних Vis-NIR датчиків представлені у Таблиці 2.

Таблиця 2

Порівняльний аналіз провідних комерційних рішень на ринку мобільних Vis-NIR датчиків

Модель / Виробник	Країна	Тип інтеграції	Ключові вимірювальні можливості	Особливості та переваги
Precision Planting SmartDepth (з сенсором SmartFirmer)	США	Монтується на сошник сівалки	Органічна речовина (OM), вологість, температура, чистота борозни	Найпопулярніше рішення для посівної. Автоматично регулює глибину посіву залежно від вологості та вмісту гумусу
Veris iScan / MSP3	США	Окремий модуль на рамі (культиватор/ножі)	Органічна речовина (OM), pH, електропровідність (EC), вологість	MSP3 – це «золотий стандарт» галузі. Використовує сапфірове вікно, яке контактує з ґрунтом під тиском, що мінімізує перешкоди.
Topcon (NORAC) Soil-Max	Японія / Канада	Монтується на культиватор або плуг	Органічна речовина, текстура ґрунту, вологість	Використовує технологію спектроскопії для створення високоточних карт диференційованого внесення добрив (VRA)
CropScan 3300H (Next Instruments)	Австралія	Монтується на бункер або ґрунтообробне обладнання	Вуглець (SOC), азот, вологість	Спеціалізується на аналізі зерна та ґрунту. Має потужну хмарну платформу для аналітики накопичених даних
Geoprospectors Topsoil Mapper (TSM)	Австрія	Фронтальна навіска трактора (безконтактний + Vis-NIR модуль)	Ущільнення, вологість, вуглець (непрямо через EC та оптику)	Унікальний тим, що поєднує безконтактне електромагнітне зондування з оптичними даними для глибокого аналізу

Аналітичні параметри порівняння трьох найбільш поширених мобільних Vis-NIR датчиків представлені у Таблиці 3.

Таблиця 3

Аналітичні параметри порівняння трьох найбільш поширених мобільних Vis-NIR датчиків

Параметр	Veris MSP3	SmartFirmer	Topcon Soil-Max
Глибина аналізу	Регульована (до 15-20 см)	Глибина посіву (5-10 см)	Фіксована (в зоні контакту ножа)
Стійкість до зношення	Висока (сапфірове скло)	Середня (змінні накладки)	Висока
Складність калібрування	Потребує локальних проб	Передкалібрований (база даних)	Потребує локальних проб
Основна мета	Карти диференційованого внесення	Оптимізація посіву в борозну	Карти родючості

Переваги використання таких моделей: висока щільність даних (отримують тисячі точок вимірювання на гектар, що неможливо при ручному відборі проб), автоматизація (дані автоматично прив'язуються до GPS-координат і завантажуються в системи управління), економія (зниження витрат на лабораторні аналізи в довгостроковій перспективі).

Недоліки використання таких моделей: «ефект вологості» (якщо ґрунт занадто мокрий, Vis-NIR датчики схильні завищувати показники вуглецю), абразивний знос (оптичне вікно постійно контактує з камінням та піском, що потребує регулярного обслуговування), вартість входу (початкові інвестиції в обладнання Veris або Topcon можуть становити від \$15000 до \$40000).

Для побудови кіберфізичної системи визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження важливо обрати датчики для визначення вмісту вуглецю в ґрунтах.

Для побудови ефективної кіберфізичної системи (КФС) вибір датчиків має базуватися на принципі багаторівневого збору даних, оскільки вміст вуглецю неможливо виміряти одним простим параметром у польових умовах. Результати порівняльного аналізу датчиків вуглецю для кіберфізичної системи визначення вмісту вуглецю в ґрунтах представлена у Таблиці 4. Оскільки КФС передбачає збір даних з різних рівнів, таблиця розділена за функціональним призначенням компонентів.

Таблиця 4

Результати порівняльного аналізу датчиків вуглецю для кіберфізичної системи визначення вмісту вуглецю в ґрунтах

Тип датчика	Приклад моделі	Параметр вимірювання	Точність / Надійність	Складність інтеграції	Переваги та обмеження в умовах КФС
Мультиспектральний	AS7265x (Triad)	Спектральне відбиття (18 каналів)	Висока (у сухому ґрунті)	Середня (I2C інтерфейс)	Дозволяє виявити специфічні «підписи» гумусу; чутливий до вологи
Мікро-NIR	Texas Instruments DLP NIRscan	Ближня ІЧ-спектроскопія	Дуже висока	Висока (потребує калібрування)	Найкращий для кількісного аналізу вуглецю; висока вартість модуля
Електромагнітний	Custom EM Sensor (LDC1612)	Імпеданс та діелектрична проникність	Середня	Висока (власна розробка)	Пряма кореляція з вуглецем через фізико-хімічні властивості; стійкий до бруду
Колориметричний	Nix Pro 2 / TCS34725	Колірні координати (CIELAB/RGB)	Помірна	Низька	Простий у використанні; потребує стабільного освітлення та ідеально рівної поверхні
Газовий NDIR	Sensirion SCD4x / MH-Z19	Концентрація CO ₂ (емісія)	Висока	Низька (I2C/UAR T)	Дозволяє оцінити динаміку втрати вуглецю в реальному часі через «дихання» ґрунту
Комбінований (TDR)	TEROS 12	Вологість, температура, провідність	Еталонна	Середня	Критично важливий для корекції даних інших датчиків (нівелювання впливу вологи)

При розробці КФС в умовах антропогенного навантаження (забруднення, ущільнення ґрунту) використання лише одного типу датчика призведе до значних похибок. Оптимальним рішенням для нашої роботи є інтеграція мультиспектрального датчика AS7265x (Triad) (для визначення хімічного складу) та електромагнітного датчика Custom EM Sensor (LDC1612) (для аналізу структури та вологості). Такий підхід дозволить програмному рівню КФС автоматично коригувати значення вмісту вуглецю, враховуючи зовнішні завади. Завдяки використанню таких недорогих модулів кіберфізична система матиме перевагу в

масштабованості, що дозволить створювати мережі датчиків для моніторингу великих площ у режимі реального часу, що є ключовим для оцінки вмісту вуглецю в ґрунтах.

Для забезпечення роботи кіберфізичної системи, яка поєднує спектральні та електромагнітні датчики, контролер повинен мати достатню обчислювальну потужність для алгоритмів машинного навчання (сенсорного злиття) та розвинені інтерфейси зв'язку. У Таблиці 5 наведено порівняння контролерів, які найкраще підходять для інтеграції обраних нами мультиспектрального та електромагнітного датчиків.

Таблиця 5

Порівняльний аналіз контролерів

Характеристика	ESP32-S3 (WROOM)	STM32H7 Series	Raspberry Pi Pico 2 (RP2350)	Arduino Portenta H7
Процесор	Двоядерний Xtensa® LX7 (240 MHz)	ARM® Cortex®-M7 (до 480 MHz)	Двоядерний ARM Cortex-M33 (150 MHz)	Dual-core M7 + M4 (480 MHz + 240 MHz)
Пам'ять (RAM/Flash)	512KB / 16MB	1MB / 2MB	520KB / 4MB+	8MB / 16MB
Бездротовий зв'язок	Wi-Fi 4, Bluetooth 5 (LE)	Відсутній (потребує модулів)	Відсутній (або версія W)	Wi-Fi, Bluetooth, Ethernet
Інтерфейси (I2C/UART/ADC)	Багато (гнучка матриця GPIO)	Дуже багато (промисловий стандарт)	Помірно (висока якість ADC)	Максимальна кількість (High-density)
Підтримка AI/ML	Спеціальні інструкції для прискорення ШІ	STM32Cube.AI (оптимізація)	Гарна підтримка TensorFlow Lite	Підтримка Edge Impulse
Енергоспоживання	Низьке (чудовий Deep Sleep)	Середнє	Дуже низьке	Високе
Орієнтовна вартість	Низька	Висока	Дуже низька	Дуже висока

Для кіберфізичної системи визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження оптимальним вибором є контролер ESP32-S3, оскільки він найкраще відповідає концепції недорогої, але потужної кіберфізичної системи, що є актуальним для масового моніторингу сільськогосподарських угідь. Він має вбудовані апаратні прискорювачі для обчислень, що важливо для обробки спектральних даних на місці (Edge Computing). Наявність Wi-Fi та Bluetooth дозволяє легко передавати дані в хмару без додаткових витрат.

Для кіберфізичної системи визначення вмісту вуглецю в ґрунтах вибір критичним є також вибір каналу зв'язку, оскільки він визначає автономність пристрою, дальність передачі даних у польових умовах та енергоспоживання. Обраний контролер ESP32-S3 вже має вбудовані Wi-Fi та Bluetooth, проте для професійного аграрного або екологічного моніторингу можуть знадобитися додаткові модулі. Порівняльний аналіз каналів зв'язку представлений у Таблиці 6.

Таблиця 6

Порівняльний аналіз каналів зв'язку

Технологія	Дальність	Енергоспоживання	Пропускна здатність	Переваги та обмеження для КФС
Wi-Fi (вбудовано)	До 100 м	Високе	Дуже висока	Ідеально для передачі великих масивів спектральних даних, але потребує наявності роутера поблизу (наприклад, у теплиці)
Bluetooth LE (вбудовано)	До 10-30 м	Дуже низьке	Низька	Найкращий варіант для польового зчитування даних агрономом безпосередньо на смартфон біля датчика
LoRaWAN (зовнішній модуль)	5-15 км	Мінімальне	Дуже низька	Оптимально для відкритих полів. Дозволяє передавати дані на великі відстані без мобільного покриття та працювати роками від батареї
NB-IoT / LTE-M	Покриття веж	Середнє	Середня	Надійний зв'язок через мережі мобільних операторів. Потребує SIM-карту та абонплату, але працює всюди, де є зв'язок
GSM (GPRS)	Покриття веж	Високе	Низька	Застарілий стандарт, високе споживання під час передачі, проте найдешевший серед модулів стільникового зв'язку

Враховуючи специфіку визначення вуглецю в умовах антропогенного навантаження (великі площі, віддалені ділянки), використаємо гібридний підхід, який підтримує ESP32-S3: LoRaWAN – як основний канал для автоматичної передачі результатів вимірювань раз на годину на центральний сервер, Bluetooth LE – як сервісний канал для калібрування спектрального та електромагнітного датчиків через мобільний застосунок безпосередньо на місці встановлення. Така комбінація зробить кіберфізичну систему енергонезалежною (здатною працювати від невеликої сонячної панелі) та максимально адаптованою до реальних умов експлуатації в агросекторі України.

Підібрана апаратна конфігурація кіберфізичної системи базується на принципі синергії спектральних та електромагнітних методів, що забезпечує високу достовірність визначення вмісту вуглецю в умовах інтенсивного антропогенного навантаження. Використання мультиспектрального сенсора серії AS726x у поєднанні з електромагнітним датчиком LDC1612 дозволяє системі не лише фіксувати хімічні маркери органічної речовини, а й динамічно враховувати фізичні параметри ґрунту, такі як вологість та щільність, які часто викривляють результати поодиноких вимірювань. Такий мультисенсорний підхід у поєднанні з обчислювальною потужністю контролера ESP32-S3 закладає фундамент для реалізації алгоритмів обробки даних безпосередньо на місці збору, що мінімізує похибки та підвищує адаптивність системи до різних типів техногенно змінених ландшафтів.

Інтегрована комунікаційна архітектура, що поєднує енергоефективний протокол LoRaWAN для дистанційної передачі даних та Bluetooth LE для локального налаштування, перетворює окремі вимірювальні пристрої на повноцінний вузол глобальної мережі екологічного моніторингу. Обрані компоненти відзначаються оптимальним співвідношенням вартості та функціональності, що робить розроблену кіберфізичну систему масштабованою та придатною для масового впровадження в агропромисловому секторі України. Це дозволяє перейти від епізодичних лабораторних аналізів до безперервного контролю динаміки вуглецю, забезпечуючи надійну базу для верифікації екологічних ініціатив та ефективного управління земельними ресурсами в умовах кліматичних змін.

Отже, основні елементи кіберфізичної системи визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження:

- 1) мультиспектральний датчик AS7265x;
- 2) електромагнітний датчик LDC1612;
- 3) контролер ESP32;
- 4) стандарт передачі даних – енергоефективний протокол LoRaWAN для дистанційної передачі даних та Bluetooth LE для локального налаштування.

Запропонована архітектура кіберфізичної системи визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження базується на трирівневій ієрархії, що забезпечує ефективний збір та аналіз даних про стан ґрунту. Нижній (сенсорний) рівень представлений модулями AS7265x та LDC1612, які здійснюють зчитування первинних фізико-хімічних параметрів ґрунту. Середній рівень базується на мікроконтролері ESP32, який виконує функції інтелектуального шлюзу – здійснює агрегацію даних від датчиків через Bluetooth LE, проводить їх попередню фільтрацію та забезпечує подальшу трансляцію за допомогою енергоефективного протоколу LoRaWAN. Верхній рівень системи інтегрує аналітичне ядро та базу знань, де за допомогою методів опрацювання даних, які порівнюють отримані профілі ґрунту з еталонними значеннями в базі знань, відбувається інтерпретація комплексних показників і розпізнавання поточного стану ґрунту. Фінальний етап функціонування КФС передбачає генерацію керуючого впливу у вигляді інформаційного повідомлення для користувача про вміст вуглецю через мобільний застосунок або хмарне середовище, що дозволяє оперативно оцінювати рівень декарбонізації та приймати рішення щодо рекультивативних заходів.

Спроектуюмо архітектуру кіберфізичної системи визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження – рис. 1.

Алгоритм функціонування кіберфізичної системи визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження – логіка роботи системи розділена на чотири ключові фази, які забезпечують перетворення фізичного сигналу в інтелектуальне рішення:

1) фаза ініціалізації та збору (сенсорний рівень) - система активується за розкладом або запитом користувача; контролер ESP32 ініціює одночасне зчитування 18-канального спектрального профілю з датчика AS7265x та параметрів імпедансу з LDC1612; це дозволяє отримати комплексну картину стану ґрунту, де спектр відповідає за хімічний склад, а електромагнітні дані – за структуру та вологість;

2) фаза локальної обробки (рівень Edge Computing) – на контролері ESP32 виконується попередня фільтрація шумів; головне завдання цього етапу – валідація даних: якщо датчик зафіксував некоректні значення (наприклад, через критичне забруднення), система видає помилку; після перевірки дані агрегуються у компактний пакет для передачі;

3) фаза трансляції та хмарного аналізу (мережвий рівень) – використовуючи LoRaWAN, пакет даних передається на шлюз і далі у хмару; тут вступає в дію аналітичне ядро системи; проводиться порівняння отриманих спектральних «відбитків» із базою знань, що містить моделі антропогенного навантаження; застосовуються правила для встановлення аномалій рівня вуглецю;

4) фаза прийняття рішень (прикладний рівень) – на основі розрахованого вмісту вуглецю система автоматично класифікує стан ґрунту (норма, деградація, критичний стан); кінцевий результат із

рекомендаціями надсилається у мобільний застосунок користувача у вигляді push-повідомлення або оновлення графіку на дашборді.

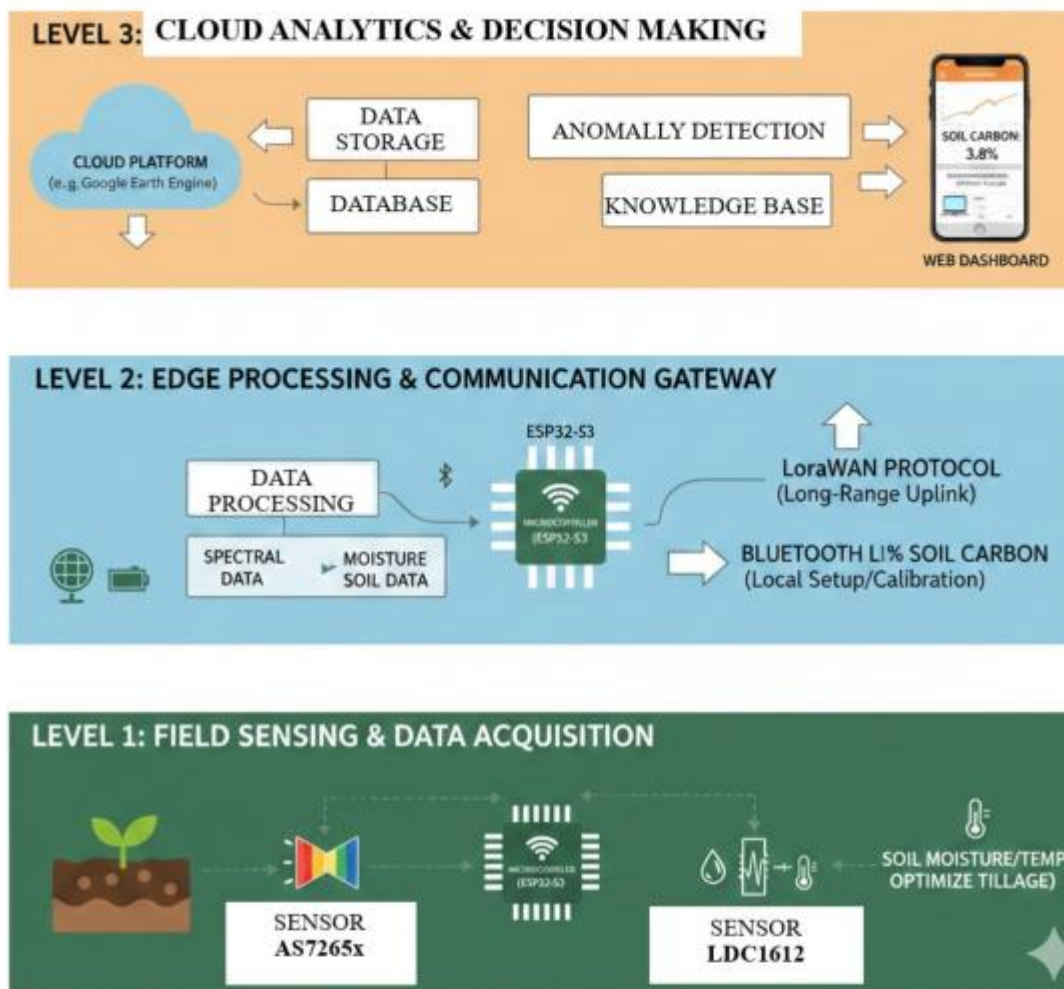


Рис. 1. Архітектура кіберфізичної системи визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження

Переваги розробленої кіберфізичної системи визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження полягають у синергії спектрального аналізу на базі сенсора AS7265x та електромагнітного зондування за допомогою LDC1612, що дозволяє отримувати точні кількісні показники органічного вуглецю в режимі реального часу без руйнівного впливу на ґрунтовий покрив. Застосування контролера ESP32-S3 забезпечує можливість інтелектуальної обробки сигналів на місці, що критично важливо для нівелювання похибок від вологості та специфічних антропогенних забруднювачів, а використання LoRaWAN гарантує стабільну передачу даних на великі відстані за мінімальних енерговитрат. Водночас основними обмеженнями системи є необхідність ретельного початкового калібрування спектральних моделей під конкретні типи техногенно змінених ґрунтів та певна залежність точності оптичних вимірювань від ступеня механічної підготовки поверхні зразка. Проте впровадження такої системи створює надійне підґрунтя для автоматизованого аудиту карбонових кредитів, дозволяючи аграріям та екологам оперативно виявляти зони деградації та впроваджувати заходи з рекуперації земель у найбільш критичних точках антропогенного навантаження.

Висновки

У результаті проведеного дослідження було обґрунтовано необхідність переходу від традиційних лабораторних методів аналізу ґрунту до автоматизованих кіберфізичних систем, що дозволяють здійснювати оперативний моніторинг вмісту вуглецю в умовах інтенсивного антропогенного навантаження. Аналіз сучасних технологічних рішень продемонстрував, що найбільш перспективним підходом є синергія спектрального аналізу на базі сенсора AS7265x та електромагнітного зондування за допомогою датчика LDC1612. Така апаратна конфігурація під управлінням контролера ESP32-S3 дозволяє динамічно враховувати

фізичні параметри ґрунту, мінімізуючи похибки вимірювань та забезпечуючи високу достовірність даних безпосередньо в польових умовах. Важливою перевагою обраного підходу є можливість компенсації «ефекту вологості», який часто викривляє результати оптичних датчиків, шляхом інтеграції даних від електромагнітного сенсора на рівні програмних алгоритмів системи.

Розроблена тривінева архітектура кіберфізичної системи визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження забезпечує ефективний цикл перетворення первинних фізичних сигналів у конкретні управлінські рішення завдяки інтеграції методів інтелектуальної обробки даних на рівні Edge Computing та хмарної аналітики. Використання гібридної комунікаційної схеми, що поєднує протоколи LoRaWAN та Bluetooth LE, гарантує автономність, енергоефективність та масштабованість системи, роблячи її придатною для масового впровадження в агропромисловому секторі України. Впровадження такої кіберфізичної платформи створює надійну базу для верифікації карбонових кредитів та реалізації стратегій сталого землекористування, що є критично важливим для збереження біосфери та протидії глобальним кліматичним змінам.

Література

1. Soil organic carbon fractions and their associated bacterial and fungal abundance in alpine ecosystems / I. Fracasso et al. *Scientific Reports*. 2025. URL: <https://doi.org/10.1038/s41598-025-31187-8>.
2. Song Q., Zhang W. Estimation and spatial distribution of soil organic carbon content in farmland using unmanned aerial vehicle hyperspectral remote sensing technology. *Scientific Reports*. 2026. URL: <https://doi.org/10.1038/s41598-026-35096-2>.
3. Response of soil aggregate carbon and stability to simulated deposition of nitrogen and phosphorus in *Pinus koraiensis* forests / Y. Li et al. *Journal of Forestry Research*. 2026. Vol. 37, no. 1. URL: <https://doi.org/10.1007/s11676-026-01993-5>.
4. Partitioning soil carbon emissions in a temperate oak forest: insights from metabolic theory and the role of fine roots and microbial biomass / Y. Zhang et al. *Journal of Forestry Research*. 2025. Vol. 37, no. 1. URL: <https://doi.org/10.1007/s11676-025-01954-4>.
5. Tittor A. Postfossil extractivism. A new lens on decarbonization's land and material intensity. *The Journal of Peasant Studies*. 2026. P. 1–24. URL: <https://doi.org/10.1080/03066150.2025.2606878>.
6. HE K., WANG L., LIU Z. Global decarbonization corresponding with unseasonal land cover change. *Nature Communications*. 2025. Vol. 16, no. 1. URL: <https://doi.org/10.1038/s41467-025-63144-4>.
7. Mobilizing mine lands for biobased decarbonization strategies / M. Wahlstrom et al. *Biofuels, Bioproducts and Biorefining*. 2025. URL: <https://doi.org/10.1002/bbb.2766>.
8. Mutual reinforcement of land-based carbon dioxide removal and international emissions trading in deep decarbonization scenarios / J. Morris et al. *Nature Communications*. 2024. Vol. 15, no. 1. URL: <https://doi.org/10.1038/s41467-024-49502-8>.
9. Planning the Built Environment and Land Use Towards Deep Decarbonization of the United States / D. Hsu et al. *Journal of Planning Literature*. 2022. P. 088541222210979. URL: <https://doi.org/10.1177/08854122221097977>.
10. Janus J., Ertunç E. Impact of land consolidation on agricultural decarbonization: Estimation of changes in carbon dioxide emissions due to farm transport. *Science of The Total Environment*. 2023. P. 162391. URL: <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.162391>.
11. Deep decarbonization options for the agriculture, forestry, and other land use (AFOLU) sector in Africa: a systematic literature review / C. N. Anyanwu et al. *Environmental Monitoring and Assessment*. 2023. Vol. 195, no. 5. URL: <https://doi.org/10.1007/s10661-023-11184-y>.
12. Estimating land cover-based soil organic carbon to support decarbonization and climate resilience planning in Massachusetts / S. Gutwein et al. *Soil Security*. 2022. P. 100076. URL: <https://doi.org/10.1016/j.soisec.2022.100076>.
13. Black soil in Ukraine has lost its nutrients. URL: <https://ua.korrespondent.net/business/3792523-chornozemy-v-ukraini-vtratyl-y-pozhyvni-rechovyvny-ekspert>.
14. The proportion of degraded soils in Ukraine exceeds 25%. URL: <https://surl.li/leuxbh>.
15. The condition of Ukrainian soil is becoming a problem for the country's environmental security. URL: <https://superagronom.com/news/9421-stan-ukrayinskih-gruntiv-staye-problemoyu-ekologichnoi-bezpeki-krayini>.
16. If no action is taken, 95% of the Earth's surface will be degraded soil by 2050. URL: <https://superagronom.com/news/16404-yakscho-ne-vjivati-zahodiv-to-do-2050-roku-95-zemnoyi-poverhni-budut-stanoviti-degradovani-grunti-ekspertka>.
17. What is Soil Degradation? URL: <https://surl.li/indylyx>.
18. Total losses of the Ukrainian agricultural sector from the full-scale invasion reached almost \$84 billion. URL: <https://superagronom.com/news/21979-zagalni-vtrati-ukrayinskogo-apk-vid-povnomasshtabnogo-vtorgnennya-syagnuli-mayje-84-mlrd>.
19. Ukraine estimates the environmental damage caused by the war at \$44 billion: why this is important for the environment and for responsible business. URL: <https://ueco.com.ua/news/ukrajina-ocinyuye-ekologichni-zbitki-viyvni-u-44-mlrd-chomu-ce-vazhlivo-dlya-dovkillya-ta-dlya-vidpovidal'nogo-biznesu>.
20. The war has turned Ukraine's black soil into the most damaged soil. URL: <https://landlord.ua/news/150402>.

21. War: Ukraine's soil has suffered. URL: <https://www.zerno-ua.com/news/vijna-postrazhdaly-grunty-ukrayiny/>.
22. Baliuk S., Shymel' V. On the state and tasks of soil organic carbon management. *Visnyk agrarnoi nauky*. 2024. Vol. 102, no. 6. P. 5–13. URL: <https://doi.org/10.31073/agrovisnyk202406-01>.
23. Hutsol H. V., Kovalenko N. V. The carbon deposition in soils and its impact on crop yield: basic concepts. *Taurian Scientific Herald*. 2024. No. 140. P. 119–124. URL: <https://doi.org/10.32782/2226-0099.2024.140.15>.
24. Carbon farming. Making agriculture fit for 2030. URL: https://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/STUD/2021/695482/IPOL_STU%282021%29695482_EN.pdf.
25. Environmental management in the system of digital innovations for sustainable development: strategies for the green economy, metallurgy, and business: collective monograph / edited by Prof. V. G. Voronkova, PhD in Philosophy, and Prof. N. G. Metelenko, PhD in Economics. Lviv – Toruń: Liha-Pres, 2025. 742 p.
26. Cloete W. H., du Preez G., Van Zijl G. M. The carbon credit conundrum: Which analytical method should be used for determining soil organic carbon content in South Africa?. *Geoderma Regional*. 2025. P. e00947. URL: <https://doi.org/10.1016/j.geodrs.2025.e00947>.
27. Comparison of methods for determining organic carbon content of urban soils in Central Ohio / T. D. Burgos Hernández et al. *Geoderma Regional*. 2023. Vol. 34. P. e00680. URL: <https://doi.org/10.1016/j.geodrs.2023.e00680>.
28. Soil water retention capacity surpasses climate humidity in determining soil organic carbon content but not plant production in the steppe zone of Northern China / K. Tang et al. *Ecological Indicators*. 2022. Vol. 141. P. 109129. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2022.109129>.
29. Kuśmierz S. Węgiel organiczny jako czynnik determinujący pH i zawartość składników pokarmowych w glebach. *PRZEMYSŁ CHEMICZNY*. 2021. Vol. 1, no. 8. P. 60–63. URL: <https://doi.org/10.15199/62.2021.8.7>.
30. Fakhrabad A. H., Khoshnood R. S., Abedi M. R., Ebrahimi M. Sensitive and Selective Potentiometric Sensor Based on Carbon Paste Electrode for Determining Cerium(III) Ions in Soil and Water Samples; Simplex Lattice Mixture Design Application. *Analytical and Bioanalytical Electrochemistry*. 2022.
31. Zhang Z., Wang J., Li B. Determining the influence factors of soil organic carbon stock in opencast coal-mine dumps based on complex network theory. *CATENA*. 2019. Vol. 173. P. 433–444. URL: <https://doi.org/10.1016/j.catena.2018.10.030>.
32. Determining soil organic carbon concentration in agricultural fields using a handheld spectroradiometer: Implication for soil fertility measurement / E. Tola et al. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*. 2018. Vol. 11, no. 6. P. 13–19. URL: <https://doi.org/10.25165/j.ijabe.20181106.4061>.
33. Bushong J. T., Norman R. J., Slaton N. A. Near-Infrared Reflectance Spectroscopy as a Method for Determining Organic Carbon Concentrations in Soil. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*. 2015. Vol. 46, no. 14. P. 1791–1801. URL: <https://doi.org/10.1080/00103624.2015.1048250>.
34. Shen Y., Zhang X.-P., Liang Ai-Z., Shi X.-H., Fan Ru-Q., Yang X.-M. Near infrared spectroscopy in determining organic carbon and total nitrogen in black soil of Northeast China. *Chinese Journal of Applied Ecology*. 2010.
35. Comparison of Models for Determining Soil-Surface Carbon Dioxide Effluxes in Different Agricultural Systems / A. L. Daigh et al. *Agronomy Journal*. 2015. Vol. 107, no. 3. P. 1077–1086. URL: <https://doi.org/10.2134/agronj14.0423>.
36. Low-Cost CO₂ Sensors Reveal Seasonal and Management-Driven Soil Carbon Fluxes in a Mediterranean Agroecosystem / H. Flores-Landeros et al. *Environmental Technology & Innovation*. 2026. P. 104743. URL: <https://doi.org/10.1016/j.eti.2025.104743>.
37. Enhanced mapping of soil organic carbon in China's Black Soil Region using spectral-temporal-spatial fusion of multi-sensor satellite data / J. Lv et al. *Soil and Tillage Research*. 2026. Vol. 257. P. 106965. URL: <https://doi.org/10.1016/j.still.2025.106965>.
38. Low-Cost Proximal Sensors for Assessing Organic Carbon and Potentially Toxic Metals in Highly Weathered Soils: A Systematic Review / M. D. Cascante et al. *Soil Security*. 2025. P. 100208. URL: <https://doi.org/10.1016/j.soisec.2025.100208>.
39. Spatial distribution of mangrove soil organic carbon in Indus Delta, Pakistan: A multi-sensor remote sensing and machine learning approach / H. Gilani et al. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*. 2025. Vol. 323. P. 109435. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ecss.2025.109435>.
40. Liu J., Munnaf M. A., Mouazen A. M. Micro-Near-Infrared (Micro-NIR) sensor for predicting organic carbon and clay contents in agricultural soil. *Soil and Tillage Research*. 2024. Vol. 242. P. 106155. URL: <https://doi.org/10.1016/j.still.2024.106155>.
41. Design an Electromagnetic Sensor to Measure the Organic Carbon in Soil and its Validation with Standard Walkley-Black Method / W. A. K. Afridi et al. *IEEE Sensors Letters*. 2023. P. 1–4. URL: <https://doi.org/10.1109/lSENS.2023.3328591>.

References

1. Soil organic carbon fractions and their associated bacterial and fungal abundance in alpine ecosystems / I. Fracasso et al. *Scientific Reports*. 2025.
2. Song Q., Zhang W. Estimation and spatial distribution of soil organic carbon content in farmland using unmanned aerial vehicle hyperspectral remote sensing technology. *Scientific Reports*. 2026.

3. Response of soil aggregate carbon and stability to simulated deposition of nitrogen and phosphorus in *Pinus koraiensis* forests / Y. Li et al. *Journal of Forestry Research*. 2026. Vol. 37, no. 1.
4. Partitioning soil carbon emissions in a temperate oak forest: insights from metabolic theory and the role of fine roots and microbial biomass / Y. Zhang et al. *Journal of Forestry Research*. 2025. Vol. 37, no. 1.
5. Tittor A. Postfossil extractivism. A new lens on decarbonization's land and material intensity. *The Journal of Peasant Studies*. 2026. P. 1–24.
6. HE K., WANG L., LIU Z. Global decarbonization corresponding with unseasonal land cover change. *Nature Communications*. 2025. Vol. 16, no. 1.
7. Mobilizing mine lands for biobased decarbonization strategies / M. Wahlstrom et al. *Biofuels, Bioproducts and Biorefining*. 2025.
8. Mutual reinforcement of land-based carbon dioxide removal and international emissions trading in deep decarbonization scenarios / J. Morris et al. *Nature Communications*. 2024. Vol. 15, no. 1.
9. Planning the Built Environment and Land Use Towards Deep Decarbonization of the United States / D. Hsu et al. *Journal of Planning Literature*. 2022. P. 088541222210979.
10. Janus J., Ertuğ E. Impact of land consolidation on agricultural decarbonization: Estimation of changes in carbon dioxide emissions due to farm transport. *Science of The Total Environment*. 2023. P. 162391.
11. Deep decarbonization options for the agriculture, forestry, and other land use (AFOLU) sector in Africa: a systematic literature review / C. N. Anyanwu et al. *Environmental Monitoring and Assessment*. 2023. Vol. 195, no. 5.
12. Estimating land cover-based soil organic carbon to support decarbonization and climate resilience planning in Massachusetts / S. Gutwein et al. *Soil Security*. 2022. P. 100076.
13. Black soil in Ukraine has lost its nutrients. URL: <https://ua.korrespondent.net/business/3792523-chornozemy-v-ukraini-vtratyly-pozhyvni-rechovyny-ekspert>.
14. The proportion of degraded soils in Ukraine exceeds 25%. URL: <https://surl.li/leuxbh>.
15. The condition of Ukrainian soil is becoming a problem for the country's environmental security. URL: <https://superagronom.com/news/9421-stan-ukrayinskih-gruntiv-stave-problemovu-ekologichnoyi-bezpeki-krayini>.
16. If no action is taken, 95% of the Earth's surface will be degraded soil by 2050. URL: <https://superagronom.com/news/16404-yakshcho-ne-vjivati-zahodiv-to-do-2050-roku-95-zemnoyi-poverhni-budut-stanoviti-degradovani-grunti-ekspertka>.
17. What is Soil Degradation? URL: <https://surl.li/indylyx>.
18. Total losses of the Ukrainian agricultural sector from the full-scale invasion reached almost \$84 billion. URL: <https://superagronom.com/news/21979-zagalni-vtrati-ukrayinskogo-apk-vid-povnomasshtabnogo-vtorgnennya-svagnuli-mayje-84-mlrd>.
19. Ukraine estimates the environmental damage caused by the war at \$44 billion: why this is important for the environment and for responsible business. URL: <https://ueco.com.ua/news/ukrajina-ocinyuye-ekologichni-zbitki-viyini-u-44-mlrd-chomu-ce-vazhlivo-dlya-dovkillya-ta-dlya-vidpovidalnogo-biznesu>.
20. The war has turned Ukraine's black soil into the most damaged soil. URL: <https://landlord.ua/news/150402>.
21. War: Ukraine's soil has suffered. URL: <https://www.zerno-ua.com/news/vijna-postrazhdaly-grunt-yukrayiny/>.
22. Baliuk S., Shymel' V. On the state and tasks of soil organic carbon management. *Visnyk agrarnoi nauky*. 2024. Vol. 102, no. 6. P. 5–13.
23. Hutsof H. V., Kovalenko N. V. The carbon deposition in soils and its impact on crop yield: basic concepts. *Taurian Scientific Herald*. 2024. No. 140. P. 119–124.
24. Carbon farming. Making agriculture fit for 2030. URL: https://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/STUD/2021/695482/IPOL_STU%282021%29695482_EN.pdf.
25. Environmental management in the system of digital innovations for sustainable development: strategies for the green economy, metallurgy, and business: collective monograph / edited by Prof. V. G. Voronkova, PhD in Philosophy, and Prof. N. G. Metelenko, PhD in Economics. Lviv – Toruń: Liha-Pres, 2025. 742 p.
26. Cloete W. H., du Preez G., Van Zijl G. M. The carbon credit conundrum: Which analytical method should be used for determining soil organic carbon content in South Africa?. *Geoderma Regional*. 2025. P. e00947.
27. Comparison of methods for determining organic carbon content of urban soils in Central Ohio / T. D. Burgos Hernández et al. *Geoderma Regional*. 2023. Vol. 34. P. e00680.
28. Soil water retention capacity surpasses climate humidity in determining soil organic carbon content but not plant production in the steppe zone of Northern China / K. Tang et al. *Ecological Indicators*. 2022. Vol. 141. P. 109129.
29. Kuśmierz S. Węgiel organiczny jako czynnik determinujący pH i zawartość składników pokarmowych w glebach. *PRZEMYSŁ CHEMICZNY*. 2021. Vol. 1, no. 8. P. 60–63.
30. Fakhrabad A. H., Khoshnood R. S., Abedi M. R., Ebrahimi M. Sensitive and Selective Potentiometric Sensor Based on Carbon Paste Electrode for Determining Cerium(III) Ions in Soil and Water Samples; Simplex Lattice Mixture Design Application. *Analytical and Bioanalytical Electrochemistry*. 2022.
31. Zhang Z., Wang J., Li B. Determining the influence factors of soil organic carbon stock in opencast coal-mine dumps based on complex network theory. *CATENA*. 2019. Vol. 173. P. 433–444.
32. Determining soil organic carbon concentration in agricultural fields using a handheld spectroradiometer: Implication for soil fertility measurement / E. Tola et al. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*. 2018. Vol. 11, no. 6. P. 13–19.
33. Bushong J. T., Norman R. J., Slaton N. A. Near-Infrared Reflectance Spectroscopy as a Method for Determining Organic Carbon Concentrations in Soil. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*. 2015. Vol. 46, no. 14. P. 1791–1801.
34. Shen Y., Zhang X.-P., Liang Ai-Z., Shi X.-H., Fan Ru-Q., Yang X.-M. Near infrared spectroscopy in determining organic carbon and total nitrogen in black soil of Northeast China. *Chinese Journal of Applied Ecology*. 2010.
35. Comparison of Models for Determining Soil-Surface Carbon Dioxide Effluxes in Different Agricultural Systems / A. L. Daigh et al. *Agronomy Journal*. 2015. Vol. 107, no. 3. P. 1077–1086.
36. Low-Cost CO₂ Sensors Reveal Seasonal and Management-Driven Soil Carbon Fluxes in a Mediterranean Agroecosystem / H. Flores-Landeros et al. *Environmental Technology & Innovation*. 2026. P. 104743.
37. Enhanced mapping of soil organic carbon in China's Black Soil Region using spectral-temporal-spatial fusion of multi-sensor satellite data / J. Lv et al. *Soil and Tillage Research*. 2026. Vol. 257. P. 106965.
38. Low-Cost Proximal Sensors for Assessing Organic Carbon and Potentially Toxic Metals in Highly Weathered Soils: A Systematic Review / M. D. Cascante et al. *Soil Security*. 2025. P. 100208.
39. Spatial distribution of mangrove soil organic carbon in Indus Delta, Pakistan: A multi-sensor remote sensing and machine learning approach / H. Gilani et al. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*. 2025. Vol. 323. P. 109435.
40. Liu J., Munnaf M. A., Mosaizen A. M. Micro-Near-Infrared (Micro-NIR) sensor for predicting organic carbon and clay contents in agricultural soil. *Soil and Tillage Research*. 2024. Vol. 242. P. 106155.
41. Design an Electromagnetic Sensor to Measure the Organic Carbon in Soil and its Validation with Standard Walkley-Black Method / W. A. K. Afridi et al. *IEEE Sensors Letters*. 2023. P. 1–4.

ДОДАТОК Б (обов'язковий)

Презентація до захисту кваліфікаційної роботи

Кіберфізична система визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження

Виконав здобувач II курсу, група KI2м-24-2: КРИШТОФОР Олег
Науковий керівник: ДФ Юрій ВОЙЧУР

Умельчинський 2026

КФС



1

Мета роботи

Об'єкт дослідження

Процеси моніторингу та спектроскопічного аналізу вмісту органічного вуглецю в ґрунтових екосистемах, що зазнають техногенної трансформації та характеризуються змінним рівнем вологості

Предмет дослідження

Архітектура кіберфізичної системи, методи інтелектуальної корекції спектрів відбиття вологого ґрунту на основі коефіцієнтів поглинання, алгоритми машинного навчання для прогнозування рівня вуглецю, а також програмно-апаратні засоби реалізації граничних обчислень для автоматизованого екологічного моніторингу.

Мета кваліфікаційної роботи

підвищення точності кількісного визначення вмісту органічного вуглецю в ґрунтах за умов антропогенного навантаження шляхом розроблення та дослідження кіберфізичної системи, що реалізує метод компенсації вологості та формування скоригованого спектра ґрунту для визначення вмісту органічного вуглецю в польових умовах.

КФС

The 1 touch for Solutions

2

Наукова новизна

- Набув подальшого розвитку метод компенсації вологості та формування скоригованого спектра ґрунту для визначення вмісту органічного вуглецю в польових умовах, який дозволяє забезпечити інваріантність спектральних сигнатур до ступеня зволоженості об'єкта дослідження шляхом приведення «вологого» відбиття до еталонного «сухого» стану», і який відрізняється від відомих рішень використанням емпірично оціненого вектора коефіцієнтів поглинання на основі інтелектуальної аугментації датасету LUCAS, що дозволило підвищити точність прогнозування вмісту вуглецю.
- набула подальшого розвитку кіберфізична система визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження, яка реалізує повний цикл визначення вмісту органічного вуглецю безпосередньо в польових умовах без попереднього висушування зразків, і яка відрізняється від відомих рішень інтеграцією методу компенсації вологісних спотворень спектру як обчислювального ядра сенсорного вузла, що забезпечує виконання повного алгоритмічного конвеєру.

Актуальність теми дослідження

● **Проблема глобальна** Інтенсифікація аграрного виробництва, урбанізація та промислове забруднення спричиняють декарбонізацію земель — вуглець, що накопичувався століттями, перетворюється на CO₂ і вивільняється в атмосферу

Критична ситуація в Україні

- За 130 років чорноземи втратили $\frac{1}{3}$ гумусового потенціалу
- **25% земельного фонду** (10–12 млн га) — у стані деградації
- Розораність **54%** — найвища серед розвинених країн
- Щорічні втрати гумусу: **0,5–1 т/га**



⚠ **Недоліки існуючих методів** Лабораторні методи (сухе згоряння, мокре окислення) — точні, але **повільні, дорогі та непридатні для польового моніторингу** в реальному часі

🎯 **Необхідність КФС** Потрібна система, що поєднує спектроскопічний аналіз безпосередньо в полі з компенсацією основної завади — **вологості ґрунту**

Модель впливу вологості ґрунту на спектральні характеристики

Вологість – найзначущий чинник спотворення спектру. Молекули H_2O поглинають у NIR-діапазоні (~970, 1190, 1450 нм) і нелінійно змінюють коефіцієнт розсіювання ґрунтових агрегатів. Ефект «затемнення» спектру імітує підвищений вміст органічної речовини → **завищення оцінки органічного вуглецю**.

Основна модель (мультиплікативне загасання за законом Бугера–Ламберта–Бера):

$$R^{wet}(\lambda) = R^{dry}(\lambda) \cdot e^{-\alpha\lambda \cdot W},$$

де:

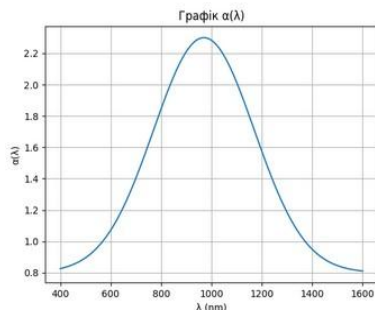
- $R_{wet}(\lambda)$ — вимірний спектр вологого ґрунту
- $R_{dry}(\lambda)$ — еталонний спектр сухого ґрунту
- W — об'ємна вологість ґрунту, %
- $\alpha(\lambda)$ — коефіцієнт загасання на довжині хвилі λ (різний для різних каналів)

КФС

5

Метод компенсації вологості та формування скоригованого спектру для визначення рівня вуглецю

У рамках даної роботи вектор α оцінювався емпірично методом найменших квадратів, що дозволяє кіберфізичній системі автоматично ідентифікувати нелінійний вплив вологи на різних довжинах хвиль. Встановлено, що фізична природа поглинання найкраще описується комбінацією базового рівня та селективного піка у ближній інфрачервоній області:



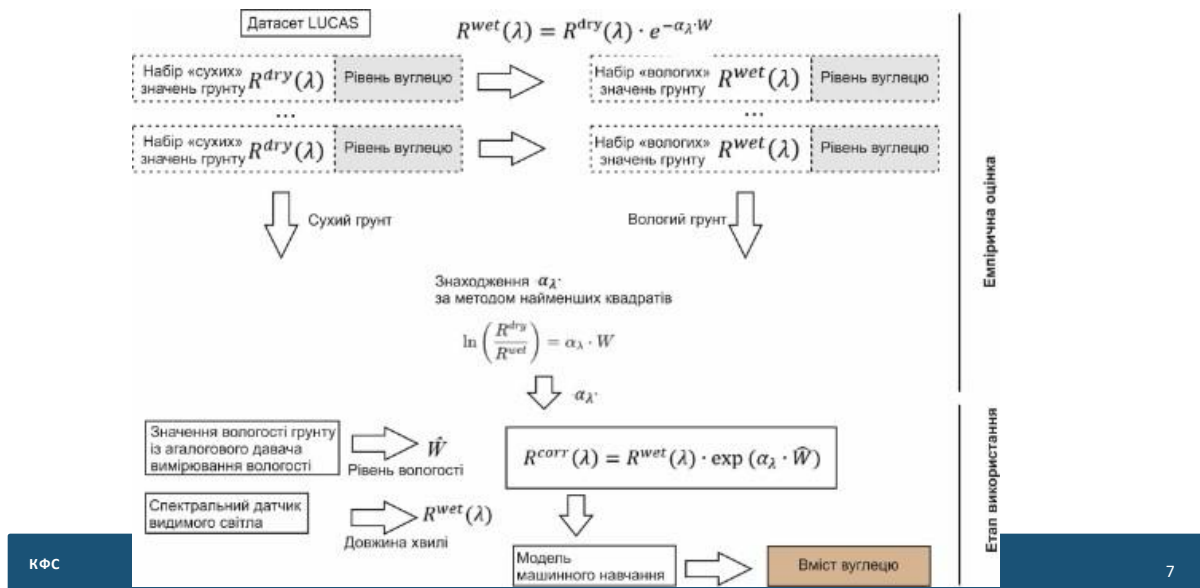
$$\alpha_{\lambda} = 0.8 + 1.5 \cdot \exp\left(-\frac{(\lambda - 970)^2}{2 \cdot 200^2}\right).$$

Графік функції моделювання вектора α із урахуванням базового рівня поглинання (0.8) та гауссівського піку активності молекули води в NIR-діапазоні

КФС

6

Схема методу компенсації вологості та формування скоригованого спектру для визначення рівня вуглецю



Метод компенсації вологості та формування скоригованого спектру для визначення рівня вуглецю

Етап I — Емпірична оцінка (офлайн, на LUCAS)

Крок 1. Екстракція даних З датасету LUCAS беруться сухі спектри $R_{dry}(\lambda)$ та значення ОС для кожного зразка

Крок 2. Аугментація (програмне зволоження) Для кожного сухого спектра генерується випадкове $W \in [0,05; 0,40] \text{ м}^3/\text{м}^3$, після чого за формулою (2.4) створюється «вологий» спектр: $R_{wet}(\lambda) = R_{dry}(\lambda) \cdot e^{-\alpha(\lambda) \cdot W}$

Крок 3. Оцінка вектора α методом МНК З лінеаризованої форми $\ln \frac{R_{dry}}{R_{wet}} = \alpha(\lambda) \cdot W$ знаходиться вектор $\hat{\alpha}(\lambda)$ — верифікується піком на 970 нм

Крок 4. Попередня обробка + навчання моделі Спектри фільтруються (SNV, похідна), навчається ансамбль RF / MLP / SVR $\rightarrow \widehat{OC}$

Метод компенсації вологості та формування скоригованого спектру для визначення рівня вуглецю

Етап II — Використання (реальний час, ESP32)

Крок 5. Синхронне вимірювання Одночасно зчитуються $R_{\text{wet}}(\lambda)$ з AS7341 та W з емнісного давача

Крок 6. Динамічна компенсація

$$R_{\text{corr}}(\lambda) = R_{\text{wet}}(\lambda) \cdot e^{\hat{\alpha}(\lambda) \cdot W}$$

Крок 7. Прогноз ОС $R_{\text{corr}}(\lambda)$ подається у навчену модель → результат: вміст органічного вуглецю, %

Діаграма процесу очищення вхідних даних



Архітектура кіберфізичної системи визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження



Аналоговий ємнісний давач вологості ґрунту та модуль спектральний датчик видимого світла AS7341



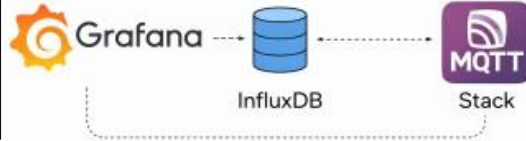
11

Схема функціонування кіберфізичної системи визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження (сенсорний вузол)



Розгортання мікросервісної архітектури хмарного рівня

```
[+] up 46/48
✓ Image grafana/grafana:latest Pulled
✓ Image hivemq/hivemq-ce:latest Pulled
✓ Image influxdb:2.7-alpine Pulled
✓ Network demo_default Created
✓ Volume demo_influxdb-data Created
✓ Volume demo_grafana-data Created
✓ Container hivemq Started
✓ Container influxdb Started
✓ Container grafana Started
```



Запуска docker-compose.yml

Containers Give feedback Q

Container CPU usage 4.21% / 1600% (16 CPUs available) Container memory usage 442.58MB / 7.44GB Show charts

Q Search Only show running containers

<input type="checkbox"/>	Name	Container ID	Image	Port(s)	CPU (%)	Last	Actions
<input type="checkbox"/>	demo	-	-	-	4.21%	2 ho	
<input type="checkbox"/>	influxdb	d59a29e7fb11	influxdb:2.7-alpine	8086:8086	0.87%	2 ho	
<input type="checkbox"/>	hivemq	d16fba2a7125	hivemq/hivemq-ce	1883:1883	1.64%	2 ho	
<input type="checkbox"/>	grafana	7487c7917726	grafana/grafana	3000:3000	1.7%	2 ho	

Запущені контейнери в Docker Desktop

13

Архітектура розгорнутої мікросервісної архітектури хмарного рівня та схема потоків даних

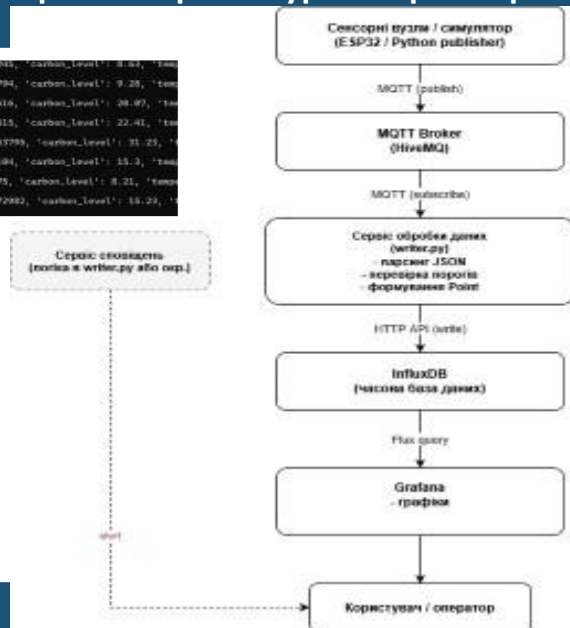
```

# Описано: { "device_id": "sensor-lviv2", "latitude": 48.68114, "longitude": 30.196284, "carbon_level": 8.84, "temperature": 18.81 }
# Описано: { "device_id": "sensor-odessa3", "latitude": 38.6718, "longitude": 30.399794, "carbon_level": 9.28, "temperature": 22.42 }
# Описано: { "device_id": "sensor-kiev1", "latitude": 48.470342, "longitude": 30.895614, "carbon_level": 26.49, "temperature": 13.8 }
# Описано: { "device_id": "sensor-lviv2", "latitude": 48.436794, "longitude": 30.529315, "carbon_level": 22.41, "temperature": 21.81 }
# Описано: { "device_id": "sensor-odessa3", "latitude": 38.391932, "longitude": 30.683793, "carbon_level": 31.23, "temperature": 12.51 }
# Описано: { "device_id": "sensor-kiev1", "latitude": 38.733684, "longitude": 30.761104, "carbon_level": 13.3, "temperature": 18.28 }
# Описано: { "device_id": "sensor-lviv2", "latitude": 38.48268, "longitude": 30.061175, "carbon_level": 8.21, "temperature": 19.11 }
# Описано: { "device_id": "sensor-odessa3", "latitude": 38.324784, "longitude": 30.572982, "carbon_level": 15.24, "temperature": 14.31 }
  
```

Лог надсилення даних до MQTT брокера (з python клієнта)

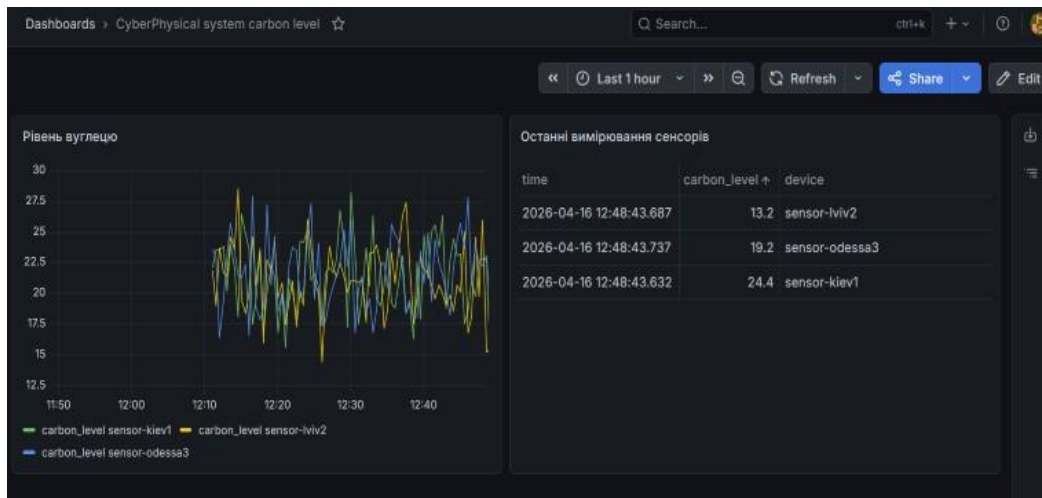
```

✓ Записано в InfluxDB: sensor-kiev1 = 29.69 мг/кг
✓ Записано в InfluxDB: sensor-lviv2 = 23.46 мг/кг
✓ Записано в InfluxDB: sensor-odessa3 = 23.88 мг/кг
✓ Записано в InfluxDB: sensor-kiev1 = 11.88 мг/кг
✗ КРИТИЧНЕ ЗНАЧЕННЯ! sensor-kiev1 = 11.88 мг/кг
✓ Записано в InfluxDB: sensor-lviv2 = 22.54 мг/кг
✓ Записано в InfluxDB: sensor-odessa3 = 33.71 мг/кг
✓ Записано в InfluxDB: sensor-kiev1 = 29.96 мг/кг
✓ Записано в InfluxDB: sensor-lviv2 = 16.48 мг/кг
✓ Записано в InfluxDB: sensor-odessa3 = 33.26 мг/кг
✓ Записано в InfluxDB: sensor-kiev1 = 15.85 мг/кг
✓ Записано в InfluxDB: sensor-lviv2 = 38.55 мг/кг
✓ Записано в InfluxDB: sensor-odessa3 = 8.95 мг/кг
✗ КРИТИЧНЕ ЗНАЧЕННЯ! sensor-odessa3 = 8.95 мг/кг
✓ Записано в InfluxDB: sensor-kiev1 = 23.2 мг/кг
✓ Записано в InfluxDB: sensor-lviv2 = 16.39 мг/кг
✓ Записано в InfluxDB: sensor-odessa3 = 18.87 мг/кг
✓ Записано в InfluxDB: sensor-kiev1 = 33.33 мг/кг
✓ Записано в InfluxDB: sensor-lviv2 = 38.13 мг/кг
✓ Записано в InfluxDB: sensor-odessa3 = 11.81 мг/кг
✗ КРИТИЧНЕ ЗНАЧЕННЯ! sensor-odessa3 = 11.81 мг/кг
✓ Записано в InfluxDB: sensor-kiev1 = 28.12 мг/кг
  
```



14

Інформаційна панель кіберфізичної системи визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження



КФС

15

Результати експериментів

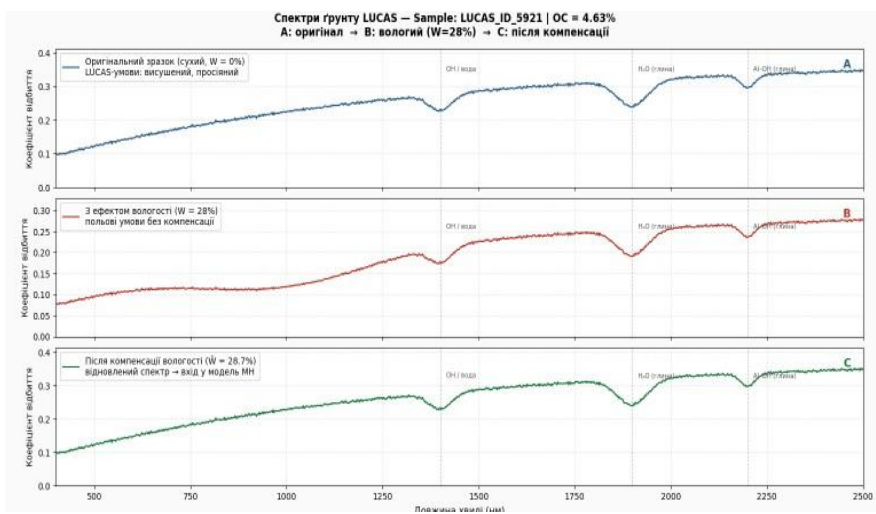
Метрики якості прогнозування вуглецю з компенсацією вологості (тестова вибірка, $n \approx 10\ 800$)

Модель	R^2	RMSE (%)	MAE (%)	Покращ. R^2	Ранг
OLS (базова)	0.52	5.11	3.61	+18.2%	5
SVR	0.61	4.62	3.29	+19.6%	4
Random Forest	0.74	3.77	2.66	+15.6%	3
MLP (1 шар, 50 н.)	0.77	3.55	2.49	+18.5%	2
MLP (1 шар, 100 н.)	0.81	3.21	2.24	+19.1%	1

КФС

16

Порівняльний аналіз спектрів зразка LUCAS_ID_5921: від еталонного сухого стану до відновленого після компенсації вологості



КФС

17

Висновки

- У першому розділі проведено аналіз відомих методів, моделей та інструментальних засобів визначення вмісту органічного вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження. Розглянуто сучасні підходи до моніторингу ґрунтового вуглецю, включаючи лабораторні спектроскопічні методи, а також обмеження щодо застосування в польових умовах. Обґрунтовано доцільність розробки кіберфізичної системи моніторингу динаміки ґрунтового вуглецю, що забезпечує безперервний бір, передачу даних.
- У другому розділі розроблено математичну модель впливу вологості ґрунту на його спектральні характеристики та сформовано метод компенсації вологості для підвищення точності визначення вмісту органічного вуглецю. Досліджено фізичні основи спектроскопічного аналізу, побудовано базову модель прогнозування вуглецю за спектральними даними та модель мембранного давання вологості. Запропоновано метод формування скоригованого спектру виконано попередню обробку спектральних даних з урахуванням впливу вологості.
- У третьому розділі розроблено концептуальну функціональну архітектуру кіберфізичної системи визначення вмісту вуглецю в ґрунтах. Обґрунтовано вибір апаратних компонентів сенсорного вузла та протоколів бездротового зв'язку, розроблено алгоритм функціонування, а також реалізовані функціональні модулі системи з використанням шлюзу.
- У четвертому розділі виконано практичне розгортання кіберфізичної системи та проведено експериментальні дослідження її ефективності. Реалізовано процес трансформації відновлення спектральної сигнатури ґрунту, розгорнуто мікросервісну архітектуру марного рівня та розроблено методику проведення обчислювального експерименту. Проведено порівняльний аналіз результатів моделей без урахування та з урахуванням компенсації вологості, що дозволило оцінити підвищення точності визначення вмісту органічного вуглецю.

КФС

18

Дякую за увагу!

Криштофор Олег Олегович
Хмельницький національний університет, 2026

Зав. кафедри КІПС
д-р. філософії Ользі ПАВЛОВІЙ

Олег КРИШТОФОР

ІІБ здобувача вищої освіти

ФІТ, 2 курсу, групи КІ2м-24-2

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 і застосування заходів академічної відповідальності, ознайомлений (а). Про використання спеціалізованих програмних засобів (СПЗ) StrikePlagiarism та Anti-Plagiarism для перевірки кваліфікаційних робіт здобувачів вищої освіти на наявність академічного плагіату оповіщений (а). Надаю університету право на передачу моєї роботи для обробки та збереження в базах даних СПЗ і використання роботи для виявлення академічного плагіату в інших роботах, які перевіряються СПЗ.

Також надаю свою згоду на обробку й збереження університетом моєї роботи в Інституційному репозитарії Хмельницького національного університету.

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

20 квітня 2026 року



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: Олег КРИШТОФОР

Співавтор:

Назва: Кіберфізична система визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження

Експерт: Юрій ВОЙЧУР

Підрозділ: Кафедра комп'ютерної інженерії та інформаційних систем

Коефіцієнт подібності 1: 5.47%

Коефіцієнт подібності 2: 1.78%

Мікропробіли: 19

Заміна букв: 13

Інтервали: 0

Білі знаки: 6

Дата створення звіту: 2026-04-20 19:29:18.0

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 процедурам. Таким чином робота не приймається.

Обґрунтування:

2026-04-20

Дата



Доцент Андрій Нічепорук

експерт

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
РЕЦЕНЗІЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

Дипломник: Олег КРИШТОФОР

Тема: Кіберфізична система визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження

Спеціальність: 123 «Комп'ютерна інженерія»

Обсяг кваліфікаційної роботи:

Кількість сторінок записки _____

1. Короткий зміст роботи та прийнятих рішень: кваліфікаційна робота присвячена проектуванню кіберфізичної системи визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження, яка реалізує повний цикл визначення вмісту органічного вуглецю безпосередньо в польових умовах без попереднього висушування зразків, особливістю якої є інтеграція методу компенсації вологісних спотворень спектру як обчислювального ядра сенсорного вузла.

2. Висновок про відповідність роботи дипломному завданню: Робота повністю відповідає поставленому завданню.

3. Характеристика виконання кожного розділу, ступінь використання останніх досягнень науки і техніки і передових методів роботи: У першому розділі проаналізовано методи та засоби визначення органічного вуглецю в ґрунтах і їх обмеження. Обґрунтовано необхідність безперервного моніторингу. Запропоновано використання кіберфізичної системи. У другому розділі розроблено модель впливу вологості на спектр ґрунту. Запропоновано метод її компенсації. У третьому розділі розроблено архітектуру кіберфізичної системи. Реалізовано алгоритм роботи та підсистему передачі даних. У четвертому розділі проведено експериментальні дослідження.

4. Позитивні сторони роботи: розроблення методу та кіберфізичної системи визначення вмісту вуглецю в ґрунтах

5. Негативні сторони роботи: мало уваги приділено формалізації самої кіберфізичної системи

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

7. Відгук про роботу в цілому: Робота виконана на достатньому науково-технічному рівні.

8. Інші зауваження: _____

9. Оцінка дипломної роботи: добре/С (75).

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

Богдан Леонід Петрович
зав кафе 173, ХНУ

«22» квітня 2026 р.

_____ (підпис)

РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ

КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Назва кваліфікаційної роботи Кіберфізична система визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження

Автор Олег КРИШТОФОР

Освітня програма Комп'ютерна інженерія та програмування

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Спеціальність 123 Комп'ютерна інженерія

Науковий керівник: Юрій ВОЙЧУР, ДФ

На основі аналізу кваліфікаційної роботи на дотримання вимог академічної доброчесності (у т.ч. відсутності ознак академічного плагіату) з урахуванням результатів перевірки роботи спеціалізованим програмним засобом(ами) комісія зробила такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Ознаки академічного плагіату	
1.1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є академічним плагіатом (далі – зазначаються підстави віднесення запозичень до правомірних, якщо потрібно). Робота приймається до захисту.	відповідає
1.2	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи (далі – зазначаються детальні та аргументовані підстави віднесення запозичень до правомірних). Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована.	
1.3	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота може бути допущена до захисту після того як буде відкоригована та доопрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	
1.4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття текстових запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	
2	Інші види порушень академічної доброчесності	

Підтвердження:

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

- 1) усі запозичення фрагментарні, або мають належним чином оформленні посилання;
- 2) окремі виявлені збіги є загальноживаними фразами або виразами, про що свідчить посилання системи на збіг з джерелами на один фрагмент речення;
- 3) всі зафіксовані системою ознаки модифікації тексту відносяться до комбінування латинських символів зі україномовними скороченнями індексів в формулах, що не є модифікацією тексту.
- 4) значна частина знайденого плагіату відноситься до списку використаних джерел


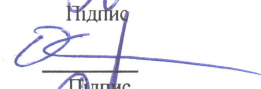
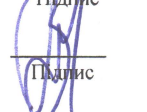
Сумарний обсяг всіх запозичень, визначений системою виявлення збігів/ ідентичності/схожості StrikePlagiarism, складає 5,47% і адресується до 37 першоджерела; та системою Anti-Plagiarism складає 5%, що, з урахуванням наведених обґрунтувань, відповідає характеру наукового дослідження і свідчить на користь кваліфікаційної роботи.

20.04.2026

Завідувач кафедри

Гарант освітньої програми

Керівник кваліфікаційної роботи


Підпис

Підпис

Підпис

Ольга ПАВЛОВА
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Олег САВЕНКО
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Юрій ВОЙЧУР
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Mon Apr 20 20:02:12 EEST 2026, Медзятий Дмитро Миколайович, Хмельницький національний університет, ХНУ

Anti-Plagiarism (<http://ap.km.ua>) v-15.701

Максимальне співпадіння з одним документом 5.0%

Словники перевірки: en_US, ru_RU, ua_UA. **Помилоч в документах: 15%**

ID: 270561 Назва: МКР Кіберфізична система визначення вмісту вуглецю в ґрунтах в умовах антропогенного навантаження Додано в БД: 2026-04-20 Автора: Олег КРИШТОФОР Керівники: Юрій ВОЙУР Консультанти: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	111595	721	6814 (6%)	83 (12%)

Джерело плагіату

ID	Опис	Наявність плагіату в документі	
		Символи	Лексеми