

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____ комп'ютерних наук _____
(повна назва)

Кафедра _____ програмної інженерії _____
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА Пояснювальна записка

рівень вищої освіти _____ другий (магістерський) _____

Дослідження методів просторового сканування навколишнього середовища
з використанням Wi-Fi сигналів та алгоритмів машинного навчання
(тема)

Виконав:
здобувач _____ 2 _____ року навчання
групи _____ ПЗМ-23-2 _____

_____ Микита НОС _____
(Власне ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Спеціальність _____ 121 – Інженерія програмного
забезпечення _____
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми _____ освітньо-наукова _____

Керівник _____ доц. каф. П. Віра ГОЛЯН _____
(посада, Власне ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Допускається до захисту
Зав. кафедри

_____ Кирило СМЕЛЯКОВ _____
(підпис) (Власне ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

2025 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____ комп'ютерних наук
 Кафедра _____ програмної інженерії
 Рівень вищої освіти _____ другий (магістерський)
 Спеціальність _____ 121 – Інженерія програмного забезпечення
 Тип програми _____ освітньо-наукова програма
 Освітня програма _____ Інженерія програмного забезпечення
 (шифр і назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____
(підпис)

«___» _____ 2025 р.

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

здобувачеві _____ Нос Микита Віталійович
 (прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи «Дослідження методів просторового сканування навколишнього середовища з використанням Wi-Fi сигналів та алгоритмів машинного навчання»

Затверджена наказом по університету від 15.04. 2025р. № 290 Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 18.06.2025

3. Вихідні дані до роботи методи аналізу Wi-Fi сигналів, алгоритми машинного навчання, середовище розробки, комп'ютер з достатньою потужністю та пристрої для збору

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі
які існують методи просторового сканування середовища за допомогою Wi-Fi, як організувати процес збору та аналізу даних, які критерії слід використовувати для оцінки якості методів

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Отримання завдання	15.04.2025	<i>виконано</i>
2	Аналіз предметної галузі і постановка задачі	28.04.2025	<i>виконано</i>
3	Теоретичне дослідження та огляд літератури	15.04.2025	<i>виконано</i>
4	Практична реалізація та збір даних для аналізу	02.05.2025	<i>виконано</i>
5	Підготовка до апробації результатів дослідження. Публікація матеріалів	17.05.2025	<i>виконано</i>
6	Дослідження та перевірка теорії на практиці	30.05.2025	<i>виконано</i>
7	Підготовка пояснювальної записки	04.06.2025	<i>виконано</i>
8	Підготовка презентації та доповіді	09.06.2025	<i>виконано</i>
9	Перевірка на плагіат	10.06.2025	<i>виконано</i>
10	Нормоконтроль	10.06.2025	<i>виконано</i>
11	Рецензування	13.06.2025	<i>виконано</i>
12	Попередній захист	17.06.2025	<i>виконано</i>
13	Занесення диплома в електронний архів	17.06.2025	<i>виконано</i>
14	Допуск до захисту у зав. кафедри	18.06.2025	<i>виконано</i>

Дата видачі завдання 15 квітня 2025р.

Студент (ка) _____
(підпис)

Нос МИКИТА

Керівник роботи _____
(підпис)

доц. Віра ГОЛЯН
(посада, Власне ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

РЕФЕРАТ / ABSTRACT

Пояснювальна записка містить: 45 с., 3 рис., 1 табл., 16 джерел.

Wi-Fi СИГНАЛИ, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, ПРОСТОРОВЕ СКАНУВАННЯ, ТРИВИМІРНЕ МОДЕЛЮВАННЯ, ДОПОВНЕНА РЕАЛЬНІСТЬ, ВІРТУАЛЬНА РЕАЛЬНІСТЬ, ТОЧНІСТЬ, АЛГОРИТМИ ОБРОБКИ ДАНИХ.

Об'єктом дослідження є методи просторового сканування навколишнього середовища з використанням Wi-Fi сигналів та алгоритмів машинного навчання.

Метою роботи є аналіз існуючих методів сканування середовища, розробка пристрою для збору даних Wi-Fi та тестування алгоритмів машинного навчання для підвищення точності сканування в реальних умовах.

Методами розробки є створення експериментального пристрою для збору та аналізу Wi-Fi сигналів, розробка програмного коду для пристрою в Arduino Studio із використанням мови програмування C++, створення алгоритмів машинного навчання, проведення багатокритеріального аналізу методів, а також тестування в середовищі Python.

У результаті кваліфікаційної роботи було розроблено пристрій для збору даних Wi-Fi, створено програмне забезпечення для його функціонування, протестовано методи машинного навчання на експериментальній платформі, а також розроблено алгоритм, який забезпечує підвищену точність і стійкість до шумів у процесі просторового сканування.

Wi-Fi SIGNALS, MACHINE LEARNING, SPATIAL SCANNING, 3D MODELING, AUGMENTED REALITY, VIRTUAL REALITY, ACCURACY, DATA PROCESSING ALGORITHMS.

The object of the research is the methods of spatial scanning of the environment using Wi-Fi signals and machine learning algorithms.

The aim of the work is to analyze existing methods of environmental scanning, develop a device for collecting Wi-Fi data, and test machine learning algorithms to improve scanning accuracy under real-world conditions.

The development methods include creating an experimental device for collecting and analyzing Wi-Fi signals, developing the device's software code in Arduino Studio using the C++ programming language, creating machine learning algorithms, conducting a multi-criteria analysis of methods, and testing in the Python environment.

As a result of the qualification work, a device for collecting Wi-Fi data was developed, software for its operation was created, machine learning methods were tested on an experimental platform, and an algorithm was developed that ensures improved accuracy and noise resistance in the process of spatial scanning.).

Завідувачу кафедри

П

(скорочена назва кафедри)

проф. Кирилу СМЕЛЯКОВУ

(вчене звання, сласне ім'я, прізвище)

ЗАЯВА

щодо самостійності виконання кваліфікаційної роботи та можливості її публікації (та/або публікації анотації кваліфікаційної роботи) в електронному архіві відкритого доступу EIAr KhNURE

Я, Нос Микита Віталійович, гр. ПЗМ-23-2, здобувач вищої освіти на другому (магістерському) рівні кафедри «Програмна інженерія», заявляю: мій комплексний курсовий проект на тему «Дослідження методів просторового сканування навколишнього середовища з використанням Wi-Fi сигналів та алгоритмів машинного навчання», що буде представлений для публічного захисту, виконаний самостійно, не містить елементи плагіату і може бути опублікований в електронному архіві з відкритим доступом EIArKhNURE. Всі запозичення з друкованих та електронних джерел мають відповідні посилання.

Я ознайомлений(на) з діючим положенням «Про протидію академічному плагіату в ХНУРЕ», відповідно до якого виявлення плагіату є підставою для відмови в допуску роботи до захисту та застосування дисциплінарних заходів.

Дата

Підпис

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ.....	8
Вступ.....	9
1 Аналіз предметної галузі.....	10
1.1 Сучасний стан і тенденції	10
1.2 Огляд існуючих підходів.....	11
1.3 Проблематика та обмеження.....	13
1.4 Проблематика та обмеження.....	14
2 Огляд й аналіз літературних, наукових джерел	16
2.1 Огляд основних джерел.....	16
2.2 Аналіз літератури	17
2.3 Оцінка актуальності та новизни	19
2.3 Висновки з огляду	19
3 Постановка задачі.....	22
3.1 Загальна мета та етапи реалізації	22
3.2 Обґрунтування вибору підходів і рішень	22
3.3 Очікувані обмеження.....	23
3.4 Перелік ресурсів	23
3.5 Очікувані результати	24
4 Теоретичне дослідження	26
4.1 Архітектура системи.....	26
4.2 Проектування структури даних	28
4.3 Обрані алгоритми та методи	30
4.4 Алгоритми машинного навчання	33
4.5 Основні виклики та їх подолання.....	36
4.6 Підсумки та аналіз	37
Висновки	40
Перелік джерел посилання	42
Перелік джерел посилання за науковими напрямами керівника та науковців кафедри програмної інженерії	45

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ

AR – Augmented reality

VR – Virtual reality

Wi-Fi – Wireless Fidelity

RSSI – Received Signal Strength Indicator

TOF – Time of Flight

AoA – Angle of Arrival

MIMO – Multiple-Input Multiple-Output

SSID – Service Set Identifier

MAC – Media Access Control

CNN – Convolutional neural networks

MLP – Multilayer Perceptron

ВСТУП

Сучасний розвиток технологій просторового сканування навколишнього середовища відкриває нові можливості для доповненої (AR) та віртуальної реальності (VR), розумних будинків, промислової автоматизації та позиціонування в приміщеннях. Однією з перспективних областей є використання Wi-Fi сигналів у поєднанні з алгоритмами машинного навчання.

Актуальність дослідження зумовлена необхідністю пошуку більш доступних та енергоефективних методів створення точних тривимірних моделей середовища. Існуючі методи сканування часто вимагають дорогого обладнання або не адаптовані до роботи в умовах перешкод. Тому розробка пристрою на основі Wi-Fi сигналів із використанням машинного навчання має важливе значення для розвитку технологій.

Мета роботи полягає у розробці експериментального пристрою для збору даних Wi-Fi, аналізі існуючих методів сканування та створенні алгоритмів машинного навчання для підвищення точності та стійкості сканування.

Завдання дослідження включають аналіз існуючих методів просторового сканування середовища за допомогою Wi-Fi, розробку пристрою для збору даних Wi-Fi та створення програмного забезпечення для нього, тестування алгоритмів машинного навчання на зібраних даних, порівняльну оцінку ефективності методів на основі багатокритеріального аналізу.

Об'єктом дослідження є методи просторового сканування середовища, засновані на аналізі Wi-Fi сигналів.

Предметом дослідження є алгоритми машинного навчання та їх інтеграція з пристроєм для збору даних Wi-Fi.

Методи дослідження включають аналіз літератури, розробку експериментального пристрою та програмного забезпечення, тестування алгоритмів машинного навчання та проведення порівняльного аналізу методів.

Результати дослідження спрямовані на вдосконалення технологій сканування середовища, що забезпечить ширші можливості для їх застосування в різних сферах, таких як AR/VR, промисловість і розумні будинки

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ГАЛУЗІ

1.1 Сучасний стан і тенденції

Просторове сканування навколишнього середовища є одним із ключових напрямків сучасних технологій, що активно розвивається у зв'язку з підвищенням потреби у високоточних і доступних рішеннях для різних галузей. Використання Wi-Fi сигналів для цих цілей стає дедалі популярнішим завдяки їх широкій доступності, низькій вартості інфраструктури та можливості інтеграції з наявними мережами.

Однією з основних переваг Wi-Fi-сканування є його здатність працювати в умовах, де використання інших методів, наприклад лазерного або ультразвукового, може бути неможливим через обмеження вартості або доступу до обладнання. Wi-Fi базується на аналізі характеристик сигналу, таких як RSSI (індикатор сили сигналу), TOF (час проходження сигналу) або AoA (кут прибуття), які дозволяють визначати просторове положення об'єктів. Також активно розвиваються методи Fingerprinting та MIMO, що використовують попередньо створені карти або багатоканальні антени.

Сучасні тенденції зосереджуються на підвищенні точності, швидкості обробки даних і зниженні залежності від шумів у середовищі.

Для цього активно використовуються алгоритми машинного навчання, які здатні аналізувати великі обсяги даних, виявляти закономірності та вдосконалювати процес сканування.

Наприклад, нейронні мережі дозволяють суттєво покращити точність сканування, навіть у складних умовах, таких як наявність численних відбиттів сигналів.

Технології просторового сканування знаходять застосування в таких сферах, як: розумні будинки, AR/VR, промислова автоматизація.

Подальший розвиток цих технологій спрямований на створення енергоефективних пристроїв, які можуть працювати в реальному часі з мінімальною затримкою.

1.2 Огляд існуючих підходів

Для просторового сканування середовища з використанням Wi-Fi сигналів існує кілька основних методів, кожен з яких має свої переваги, недоліки та специфіку застосування.

Одним із найпростіших і широко використовуваних є метод RSSI (Received Signal Strength Indicator), що базується на аналізі сили отриманого сигналу Wi-Fi. Цей підхід дозволяє визначати приблизну відстань до точки доступу на основі затухання сигналу. Основними перевагами методу є простота реалізації та низькі вимоги до обладнання, проте точність визначення положення часто є недостатньою, особливо в умовах перешкод або багатопроменевого поширення сигналу.

Метод TOF (Time of Flight) передбачає вимірювання часу, за який сигнал проходить від передавача до приймача. На основі цього часу розраховується відстань до джерела сигналу. Цей підхід забезпечує вищу точність у порівнянні з RSSI, однак вимагає синхронізації пристроїв та використання складнішого обладнання.

Іншим ефективним підходом є метод AoA (Angle of Arrival), який визначає просторове положення об'єкта шляхом аналізу кута прибуття сигналу. Цей метод забезпечує високу точність у відкритих просторах, але потребує складної калібрування антен та залежить від кількості доступного обладнання.

Метод Fingerprinting передбачає попереднє створення бази даних характеристик сигналів Wi-Fi у різних точках простору. Нові вимірювання порівнюються з цією базою для визначення положення об'єкта. Такий підхід забезпечує високу точність у статичних умовах, однак створення та підтримка бази даних є трудомістким процесом, а результати можуть змінюватися через динаміку середовища.

Інноваційним рішенням є використання MIMO (Multiple-Input Multiple-Output) технологій, які застосовують багатоканальні антени для аналізу просторових характеристик сигналу. Це дозволяє досягати високої точності і

швидкості обробки даних, проте вартість обладнання та складність його налаштування обмежують застосування цього методу.

Методи машинного навчання відкривають нові можливості в аналізі Wi-Fi сигналів. Нейронні мережі, алгоритми кластеризації та інші підходи дозволяють значно підвищити точність сканування, адаптуючись до змін у середовищі та шумів. Проте реалізація таких методів вимагає великих обчислювальних ресурсів і якісних наборів даних для навчання.

У таблиці 1.1 наведено приблизне порівняння основних методів за ключовими параметрами.

Таблиця 1.1 Порівняння основних методів за ключовими параметрами (таблиця виконана самостійно)

Метод	Точність	Складність реалізації	Чутливість до шумів	Швидкість
RSSI	Низька	Низька	Висока	Висока
TOF	Середня	Середня	Середня	Середня
АоА	Висока	Висока	Середня	Середня
Fingerprinting	Висока	Висока	Висока	Низька
МІМО	Висока	Висока	Низька	Висока
Машинне навчання	Висока	Висока	Низька	Середня

Жоден із наведених методів не є універсальним. Вибір залежить від конкретних вимог до точності, швидкості та умов роботи. Найбільш перспективним підходом є комбінація Wi-Fi технологій із методами машинного навчання, що дозволяє компенсувати недоліки кожного окремого методу та забезпечити надійність і точність у складних умовах.

1.3 Проблематика та обмеження

Розробка ефективних методів просторового сканування середовища з використанням Wi-Fi сигналів стикається з низкою технічних і практичних викликів, які обмежують їх точність, ефективність та універсальність.

Однією з ключових проблем є низька точність деяких традиційних методів, таких як RSSI та TOF, особливо в умовах наявності шумів та багатопробеневого поширення сигналу. Вплив сторонніх факторів, таких як перепони чи металеві поверхні, може значно погіршувати результати. Методи AoA та Fingerprinting, хоча й забезпечують кращу точність, вимагають більш складного обладнання або великих обсягів попередньо зібраних даних, що ускладнює їх впровадження.

Ще однією значною проблемою є енергоефективність рішень. Для багатьох сфер застосування, наприклад, розумних будинків або портативних пристроїв, важливо знизити енергоспоживання при збереженні високої продуктивності.

Обчислювальна складність також є критичним аспектом. Деякі методи, особливо ті, що використовують алгоритми машинного навчання, потребують значних обчислювальних ресурсів, які можуть бути недоступними в умовах обмеженої потужності обладнання.

Залежність методів від попередньо зібраних даних створює ще одне обмеження. Метод Fingerprinting, наприклад, потребує регулярного оновлення баз даних через зміни у середовищі, що ускладнює його використання в динамічних умовах.

Проблема адаптивності також залишається актуальною. Існуючі методи часто не здатні підлаштовуватися до змін у середовищі без суттєвого втручання в їхню роботу. Це створює потребу у розробці підходів, які використовують алгоритми машинного навчання для автоматичної адаптації до змін і забезпечення стабільності результатів.

Таким чином, розробка інноваційного рішення для просторового сканування з використанням Wi-Fi сигналів повинна вирішувати такі ключові обмеження, як недостатня точність, низька енергоефективність, висока обчислювальна складність та обмежена адаптивність до змін середовища

1.4 Проблематика та обмеження

Інноваційність даного дослідження полягає у поєднанні традиційних методів Wi-Fi-сканування з алгоритмами машинного навчання, що дозволяє значно підвищити точність і адаптивність системи в умовах реального середовища. Використання алгоритмів машинного навчання, таких як нейронні мережі, забезпечує автоматичну обробку сигналів і зменшує залежність результатів від зовнішніх умов, таких як перешкоди чи багатопроточне поширення сигналу.

Ключовою інновацією є розробка експериментального пристрою, який дозволяє збирати дані Wi-Fi сигналів у реальних умовах для подальшого тестування алгоритмів. Вибір відкритої платформи Arduino для створення програмного забезпечення пристрою з використанням мови C++ забезпечує гнучкість у реалізації та можливість інтеграції з існуючими системами. Це рішення дозволяє створити доступний прототип, що легко адаптується для різних умов і завдань.

Практична цінність дослідження полягає у створенні рішення, яке може бути використане в різних галузях, таких як доповнена та віртуальна реальність, розумні будинки, промислова автоматизація та позиціонування в приміщеннях. Інтеграція Wi-Fi-сканування з AR/VR платформами дозволяє значно покращити візуалізацію простору, що сприяє розробці інтерактивних додатків для архітектури, дизайну та навчання.

Використання машинного навчання дозволяє автоматично адаптувати методи сканування до змін середовища, підвищуючи надійність і точність результатів. Використовуючи основну особливість машинного навчання – пошук схованих закономірностей дозволить реалізувати цю складну з алгоритмічної точки зору задачу. Це особливо актуально для динамічних умов, де середовище постійно змінюється, наприклад, у великих торгових центрах чи виробничих приміщеннях.

Дослідження також пропонує нові підходи до вирішення проблеми енергоефективності та обчислювальної складності. Розроблене рішення дозволяє

оптимізувати процес обробки сигналів і знижувати енергоспоживання, що робить його придатним для використання у портативних пристроях.

Таким чином, дослідження не лише пропонує інноваційний підхід до просторового сканування середовища, але й створює універсальне рішення, яке може бути адаптоване до різних потреб і умов роботи, що робить його особливо практичним для впровадження в сучасні технологічні системи.

2 ОГЛЯД Й АНАЛІЗ ЛІТЕРАТУРНИХ, НАУКОВИХ ДЖЕРЕЛ

2.1 Огляд основних джерел

Для аналізу сучасних методів просторового сканування середовища за допомогою Wi-Fi сигналів було опрацьовано широкий спектр джерел, включаючи статті з наукових баз даних, огляди у провідних журналах, а також технічні звіти. Основні критерії відбору джерел включали актуальність (публікації останніх п'яти років), авторитетність (IEEE, arXiv, Nature), об'єктивність та достовірність поданої інформації.

Одним із ключових джерел є стаття "DensePose from WiFi" [1], яка демонструє, як Wi-Fi сигнали можуть бути використані для реконструкції 3D-поз людини. Це дослідження є цінним для моєї роботи, оскільки пропонує перспективи використання Wi-Fi як сенсора для високоточного сканування, що можна адаптувати для задач тривимірного моделювання середовища. Алгоритми, описані у статті, можуть бути інтегровані у розробку пристрою для збирання та аналізу даних Wi-Fi.

Стаття "MM-Fi: Multi-Modal Non-Intrusive 4D Human Dataset for Versatile Wireless Sensing" [2] пропонує багатомодальний підхід до аналізу людської діяльності за допомогою Wi-Fi сигналів. Це дослідження є релевантним для моєї роботи, оскільки методи багатовимірного аналізу даних, описані в статті, можна адаптувати для підвищення точності сканування середовища в реальних умовах. Зокрема, підхід до зменшення шумів у даних є корисним для реалізації машинного навчання у моєму проекті.

Огляд "Integrated Metasurfaces for Optical Platforms" [3] аналізує інноваційні метаповерхні для управління електромагнітними хвилями, включаючи Wi-Fi сигнали. Хоча основний фокус роботи на оптичних платформах, підходи до покращення ефективності сигналу є цінними для створення експериментального пристрою в рамках мого дослідження.

Огляд "Augmented Reality and Virtual Reality Displays: Emerging Technologies" [4] зосереджується на інтеграції технологій сканування середовища з AR/VR платформами. Це джерело є важливим, оскільки підкреслює необхідність

високоточного моделювання простору для створення реалістичних віртуальних сценаріїв. Моя робота зосереджується на розробці алгоритмів, які дозволяють підвищити якість цих моделей.

Дослідження "Millimeter Wave MIMO for Wireless VR/AR" [5] аналізує застосування MIMO у міліметровому діапазоні для створення бездротових рішень у доповненій та віртуальній реальності. Хоча основна увага приділена високочастотним сигналам, принципи багатоканальної обробки можуть бути адаптовані для використання стандартних Wi-Fi частот. Це дослідження допомагає зрозуміти, як технології MIMO можна використати для підвищення точності сканування у розроблюваному пристрої.

Іншим важливим джерелом є стаття "Systematic Review and Meta-Analysis of Augmented Reality in Medicine, Retail, and Games" [6], яка систематизує досвід впровадження доповненої реальності у різних сферах. Це джерело допомагає визначити реальні сценарії використання розроблюваних алгоритмів сканування. Для моєї роботи це важливо у контексті застосування результатів дослідження у практичних додатках, таких як розумні будинки або AR/VR інтерфейси.

Таким чином, наведені джерела забезпечують комплексний аналіз сучасних технологій, що використовуються у просторовому скануванні, та відкривають перспективи для адаптації цих методів у межах мого дослідження. Вони також акцентують увагу на ключових проблемах, таких як шумопригнічення, багатоканальна обробка та інтеграція з AR/VR.

2.2 Аналіз літератури

Аналіз літератури показав, що методи просторового сканування за допомогою Wi-Fi сигналів базуються на кількох ключових підходах. Основними технологіями є аналіз сили сигналу (RSSI), часу проходження сигналу (TOF), кута прибуття сигналу (AoA), створення баз даних (Fingerprinting) та багатоканальна обробка сигналів (MIMO). Кожен з цих методів має свої технічні особливості, які впливають на точність, швидкість та надійність сканування.

Метод RSSI використовує затухання сигналу для оцінки відстані до об'єкта. В роботі "DensePose from WiFi" [1] було показано, що точність цього підходу суттєво знижується в умовах багатопроменевого поширення сигналу, що характерно для закритих просторів. Для вирішення цієї проблеми автори застосували алгоритми фільтрації даних і багатоканальної обробки, що дозволило частково компенсувати недоліки методу.

Метод TOF, проаналізований у дослідженні "Millimeter Wave MIMO for Wireless VR/AR" [5], базується на точному вимірюванні часу проходження сигналу. Основна технічна проблема цього методу – необхідність високоточного обладнання та синхронізації. Проте використання технології MIMO дозволило збільшити точність навіть у складних умовах. Це дослідження демонструє потенціал використання подібних технологій для покращення моєї розробки, особливо для розв'язання задач точного позиціонування.

Метод Fingerprinting, описаний у роботі "MM-Fi: Multi-Modal Non-Intrusive 4D Human Dataset for Versatile Wireless Sensing" [2], показав високу точність у статичних умовах завдяки створенню бази даних з характеристиками сигналу. Для мого проекту цікавим є опис алгоритмів нейронних мереж, які використовувалися для порівняння нових вимірювань із базою даних. Однак технічний виклик полягає у необхідності регулярного оновлення бази даних, що є трудомістким процесом у динамічному середовищі.

У статті "Augmented Reality and Virtual Reality Displays: Emerging Technologies" [4] було описано важливість швидкості обробки даних для інтеграції з платформами AR/VR. Розробники акцентують увагу на використанні алгоритмів оптимізації, які дозволяють зменшити час обробки без втрати точності. Це підходить для створення реального часу інтерактивних моделей, що є одним із ключових завдань мого дослідження.

У роботі "Integrated Metasurfaces for Optical Platforms" [3] було представлено інноваційний підхід до зменшення втрат сигналу шляхом застосування метаповерхонь. Цей підхід демонструє, як можна оптимізувати поширення сигналу Wi-Fi для зменшення впливу шумів. У моєму проекті подібні технології можуть

бути адаптовані для покращення стабільності сигналу у пристрої, що розробляється.

Таким чином, аналіз літератури виявив як сильні сторони, так і обмеження існуючих методів. Впровадження машинного навчання для адаптації до шумів та динамічних змін середовища є ключовим технічним рішенням, яке забезпечує високу точність і надійність сканування. Застосування технологій багатоканальної обробки (MIMO) та алгоритмів оптимізації сигналу може значно покращити якість роботи пристрою в реальних умовах.

2.3 Оцінка актуальності та новизни

Огляд літератури показав, що просторове сканування за допомогою Wi-Fi сигналів є актуальною темою завдяки широкому спектру застосувань у таких галузях, як доповнена реальність, розумні будинки, промислова автоматизація та позиціонування в приміщеннях. Методи Wi-Fi-сканування забезпечують доступне рішення для задач тривимірного моделювання середовища, а їх інтеграція з алгоритмами машинного навчання відкриває нові можливості для підвищення точності та адаптивності.

Наукова новизна розглянутих джерел полягає у впровадженні новітніх алгоритмів, таких як нейронні мережі для зменшення впливу шумів, та використанні багатоканальної обробки сигналів (MIMO) для підвищення точності.

Моя робота націлена на заповнення цієї прогалини шляхом створення експериментального пристрою, який об'єднає переваги Wi-Fi-сканування та машинного навчання, забезпечуючи надійність і точність.

2.3 Висновки з огляду

Результати огляду літератури дозволяють зробити кілька важливих висновків щодо сучасного стану досліджень у сфері просторового сканування з використанням Wi-Fi сигналів та алгоритмів машинного навчання.

Одним із головних досягнень є розвиток методів аналізу Wi-Fi сигналів, таких як RSSI, TOF, AoA, Fingerprinting і MIMO. Кожен із цих методів має свої

переваги та недоліки. Наприклад, RSSI відзначається простотою реалізації, але демонструє низьку точність у середовищах із високим рівнем перешкод. TOF і AoA забезпечують значно кращі результати, проте вимагають складнішого обладнання. Fingerprinting є дуже точним у статичних умовах, але його ефективність знижується в динамічних середовищах, де необхідне постійне оновлення бази даних. Технологія MIMO, завдяки багатоканальній обробці сигналів, є одним із найбільш перспективних методів, хоча її реалізація пов'язана із високими витратами.

Аналіз наявних досліджень також показав, що впровадження машинного навчання, зокрема нейронних мереж, дозволяє суттєво підвищити точність і надійність сканування. Наприклад, у статті "DensePose from WiFi" [1] продемонстровано, як алгоритми глибокого навчання можуть забезпечувати реконструкцію тривимірних поз людини з використанням Wi-Fi сигналів. Це відкриває можливості для адаптації подібних підходів у моїй роботі, особливо для обробки даних у реальному часі.

Водночас, огляд літератури виявив кілька суттєвих прогалин. Більшість досліджень зосереджується на покращенні окремих методів або алгоритмів без розробки комплексних пристроїв, які б могли поєднувати Wi-Fi сканування з машинним навчанням. Також значна увага приділяється роботі в лабораторних умовах, тоді як дослідження у реальних, динамічних середовищах залишаються обмеженими. Потреба у вирішенні цих питань є актуальною, оскільки ефективність сканування залежить від адаптивності до змін середовища, шумів і перешкод.

Ще однією ключовою проблемою є висока обчислювальна складність алгоритмів машинного навчання. У деяких випадках це обмежує можливості впровадження таких рішень у пристрої з обмеженими ресурсами. Проте розвиток технологій, таких як апаратні акселератори для машинного навчання, відкриває перспективи подолання цієї проблеми.

На основі аналізу зроблено висновок, що для створення ефективного рішення необхідно об'єднати переваги традиційних методів Wi-Fi-сканування із сучасними алгоритмами машинного навчання. Це дозволить розробити адаптивний пристрій, який забезпечить високу точність, швидкість і надійність навіть у складних умовах.

Таким чином, результати огляду підтверджують необхідність розробки експериментального пристрою, який інтегрує Wi-Fi-сканування з алгоритмами машинного навчання. Це дозволить вирішити низку поточних проблем і створити універсальне рішення, придатне для використання у різних галузях, таких як AR/VR, розумні будинки, промисловість та позиціонування в приміщеннях.

3 ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

3.1 Загальна мета та етапи реалізації

Метою цього дослідження є створення прототипу системи просторового сканування середовища на основі Wi-Fi сигналів, який забезпечить можливість збору, обробки та аналізу даних для створення грубих моделей середовища на початкових етапах. Надалі передбачається вдосконалення системи для виконання складніших завдань, таких як точне визначення просторового положення об'єктів та детальна реконструкція середовища.

На першому етапі реалізація зосереджується на визначенні місць розташування джерел сигналу Wi-Fi та побудові грубих моделей середовища [7]. Ці задачі вирішуються шляхом інтеграції Wi-Fi модулів для збору даних із мікроконтролером Arduino, який забезпечує попередню обробку та передачу даних на комп'ютер для подальшого аналізу.

3.2 Обґрунтування вибору підходів і рішень

Реалізація базується на такій архітектурі:

- Wi-Fi модулі ESP8266/ESP32 виконують функції збору даних, таких як RSSI, TOF та інші базові параметри сигналів. Ці дані формують основу для подальшого аналізу.
- Arduino використовується для компоновки отриманих даних, їх попередньої обробки і передачі в уніфікованому форматі на комп'ютер.
- комп'ютер із використанням алгоритмів машинного навчання виконує складні обчислення, такі як аналіз сигналів, визначення положення джерел сигналу та створення грубої моделі середовища.

Обраний підхід дозволяє уникнути обмежень, пов'язаних із недостатньою обчислювальною потужністю Arduino, та ефективно використовувати комп'ютер для складних задач. Також така конфігурація дозволить вирішити питання одночасності отримання даних та їх передачі [8]. Ще одна перевага, мобільність ESP8266, що виступають у ролі антен и це дозволяє збирати біль різноманітні дані.

3.3 Очікувані обмеження

На початкових етапах розробки прототипу можуть виникати кілька важливих обмежень, які необхідно враховувати. По-перше, точність даних, отриманих за допомогою Wi-Fi модулів ESP8266/ESP32, може бути недостатньою через вплив шумів, багатопроменевого поширення сигналу або присутність сторонніх перешкод. Ці фактори створюють виклики при локалізації джерел сигналу, особливо в умовах приміщень зі складною геометрією або великою кількістю відбивальних поверхонь.

Другою суттєвою проблемою є грубість моделей середовища, які будуть створені на початкових етапах. Через обмеження в якості отриманих даних і обчислювальній потужності попередні результати відображатимуть лише загальні форми, такі як стіни або великі бар'єри. Це рішення є компромісом, який дозволить протестувати основну ідею та створити платформу для подальших удосконалень.

Тестування пристрою буде проводитися у реальних умовах, таких як житлові або офісні приміщення. Це середовище включає різноманітні джерела шумів і неконтрольовані параметри, наприклад, наявність інших пристроїв, що працюють у Wi-Fi діапазоні, чи рухомих об'єктів. Хоча такі умови значно ускладнюють тестування, вони також дають змогу перевірити ефективність системи у сценаріях, які відповідають її майбутньому практичному використанню.

3.4 Перелік ресурсів

Для виконання цього проекту необхідно забезпечити низку апаратних та програмних ресурсів. Апаратна частина включає в себе Wi-Fi модулі ESP8266 або ESP32, які використовуватимуться для збору сигналів Wi-Fi (RSSI, TOF та інших параметрів). Ці модулі є доступними за ціною і забезпечують базову функціональність для збору та передачі даних. Однак через обмеження в точності вимірювань у складних середовищах, потребуватиметься подальша обробка на наступних етапах.

Для попередньої обробки даних буде використовуватися Arduino (модель Nano, Uno або Mega), що забезпечить базову компоновку отриманих сигналів і

передачу їх на комп'ютер для подальшого аналізу. Оскільки Arduino є мікроконтролером, обчислювальні ресурси будуть обмежені, тому складніші обчислення будуть здійснюватися на комп'ютері.

Програмне забезпечення для роботи з пристроєм включатиме Arduino Studio для написання прошивки, а для аналізу та моделювання даних буде використано Python з бібліотеками TensorFlow та Scikit-learn [9]. Ці бібліотеки дозволяють реалізувати алгоритми машинного навчання для покращення точності локалізації та створення моделей середовища.

Що стосується середовища тестування, то основним буде реальне житлове чи офісне приміщення, оскільки такі умови найбільше відповідають потенційному застосуванню технології. Проте для первинного тестування передбачається використання певних контрольованих умов у невеликих кімнатах, де можна зменшити кількість непередбачуваних змінних.

3.5 Очікувані результати

На початкових етапах розробки очікувані результати включатимуть створення робочого прототипу, який здатний збирати дані Wi-Fi і передавати їх для подальшого аналізу. Першим досягненням буде локалізація основних джерел сигналу Wi-Fi (точок доступу) в межах приміщення. Оскільки на початковому етапі точність буде низькою через обмеження в зборі та обробці даних, основна мета – це перевірка працездатності системи і виявлення можливих проблем з точністю.

Далі буде створена груба модель середовища, яка відображатиме основні форми, такі як стіни та обмеження, на основі отриманих даних. Ця модель буде використовуватися як основа для тестування подальших алгоритмів.

Алгоритми машинного навчання, розроблені для обробки зібраних даних, будуть використовуватися для покращення точності сканування. На цьому етапі очікується, що алгоритми зможуть автоматично адаптуватися до змін у середовищі, таких як наявність нових об'єктів чи зміна конфігурації кімнати.

У подальших етапах дослідження буде проводитися удосконалення точності визначення просторового положення об'єктів, створення більш деталізованих

моделей середовища та впровадження алгоритмів для зменшення впливу шумів. Ці результати дозволять отримати систему, яка може працювати в реальних умовах і з високою точністю відобразити розташування об'єктів в просторі.

Загальний підхід до дослідження буде поступовим: з початкової перевірки базових функцій і точності, до розробки високоточних моделей, які зможуть адаптуватися до змін середовища та умов тестування.

4 ТЕОРЕТИЧНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ

4.1 Архітектура системи

Розроблена система має модульну архітектуру, що складається з трьох основних компонентів: модуль збору даних, блоку попередньої обробки та блоку аналізу даних. Такий підхід дозволяє забезпечити гнучкість і можливість масштабування в майбутньому. Потік даних у системі починається з Wi-Fi модулів ESP8266 або ESP32, які здійснюють збір сигналів. Зібрані дані передаються на мікроконтролер Arduino, де відбувається попередня обробка та підготовка інформації до передачі на комп'ютер. Комп'ютер, у свою чергу, виконує основну обробку даних, застосовуючи алгоритми машинного навчання для аналізу та моделювання середовища. Схему загальної архітектури, яка ілюструє потік даних між Wi-Fi модулями, Arduino та комп'ютером можна побачити на зображенні (див. рис. 4.1).

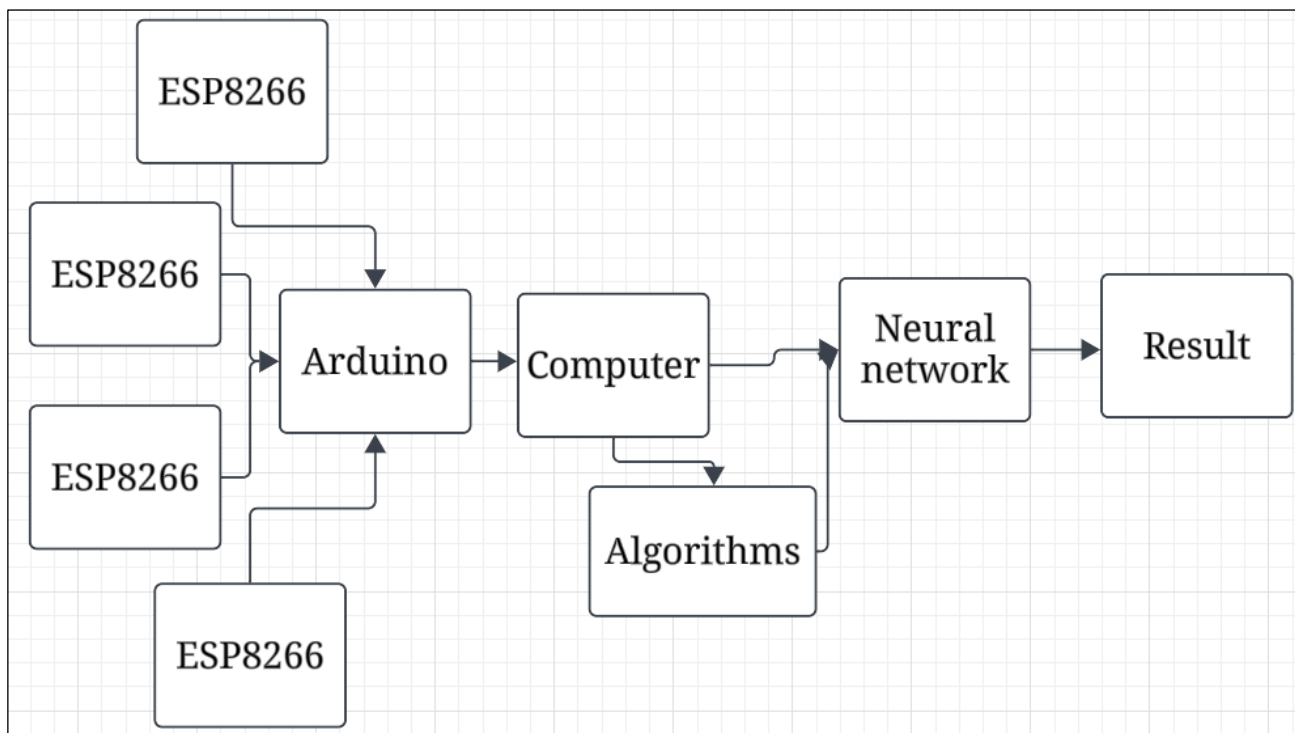


Рисунок 4.1 – Схематичне зображення системи (виконано самостійно)

Wi-Fi модулі виступають як сенсори, які фіксують силу сигналу (RSSI) та, за можливості, час проходження сигналу (TOF). Ці модулі збирають інформацію про наявні точки доступу та передають її на Arduino. Мікроконтролер відповідає за

первинну структурування даних, додаючи часові позначки та ідентифікацію джерел сигналу. Це зменшує обсяг даних, що передаються на комп'ютер, оптимізуючи процес передачі через послідовний порт.

На комп'ютері реалізується основна обробка даних, зокрема фільтрація шумів, визначення положення джерел сигналу та створення моделі середовища. Комп'ютер використовує Python із бібліотеками машинного навчання, такими як TensorFlow та Scikit-learn. Дані аналізуються для побудови двовимірної моделі середовища, яка може включати визначення бар'єрів або інших значущих об'єктів [10].

Передача даних між компонентами здійснюється через стандартні протоколи. Arduino і Wi-Fi модулі взаємодіють через UART або I2C, тоді як для передачі даних на комп'ютер використовується USB або Wi-Fi з'єднання. Формат даних стандартизований, щоб забезпечити сумісність із програмним забезпеченням, яке виконує аналіз. Основна мета – мінімізувати затримки та запобігти перевантаженню системи.

Одним із важливих завдань є оптимізація процесу передачі даних. Arduino обробляє отриману інформацію, щоб уникнути надмірного обсягу переданої інформації. Наприклад, сила сигналу від кожної точки доступу фіксується з урахуванням середніх значень або лише у ключових інтервалах часу [11]. Це дозволяє зменшити навантаження на систему та підвищити швидкість передачі даних.

Комп'ютер є центральним елементом аналізу. На цьому етапі дані очищуються від шумів, спричинених багатопробним поширенням або перешкодами, і обробляються алгоритмами для визначення просторового положення точок доступу. Також створюється модель середовища, яка відображає загальні бар'єри та стіни. Застосування алгоритмів машинного навчання дозволяє адаптуватися до змін середовища, таких як рух об'єктів або поява нових джерел сигналу [12].

Модульна структура архітектури дозволяє у майбутньому розширювати функціональність системи. Наприклад, можна додати нові сенсори, які

фіксуватимуть додаткові параметри середовища, або реалізувати алгоритми тривимірного моделювання [13]. Це забезпечить не лише підвищення точності, але й розширення сфер застосування системи [14].

4.2 Проектування структури даних

Проектування структури даних є одним із ключових аспектів розробки системи, оскільки правильна організація даних забезпечує ефективну обробку, аналіз та подальше зберігання. У цій роботі структура даних була розроблена з урахуванням особливостей роботи з сигналами Wi-Fi, потребою в компактності переданих даних та їх подальшому аналізі за допомогою алгоритмів машинного навчання.

Система передбачає кілька рівнів роботи з даними. Перший рівень – це дані, які збираються Wi-Fi модулями. Кожен модуль фіксує силу сигналу (RSSI), ідентифікатор точки доступу (SSID або MAC-адресу), а також час отримання сигналу. Ці дані є базовими для визначення джерел сигналу та створення грубої моделі середовища. Для економії пам'яті та підвищення швидкості обробки дані передаються у компактному форматі. Наприклад, замість повного імені точки доступу (SSID) використовується скорочений хеш.

Arduino виконує роль попереднього обробника, структуруючи зібрані дані у вигляді записів. Кожен запис містить унікальний ідентифікатор точки доступу, середнє значення RSSI за певний період часу, а також часову мітку. Таке структурування дозволяє значно зменшити обсяг інформації, що передається на комп'ютер, зберігаючи при цьому ключові характеристики для подальшого аналізу.

На етапі аналізу дані обробляються на комп'ютері та зберігаються у базі даних. Структура бази даних була розроблена таким чином, щоб забезпечити швидкий доступ до інформації та гнучкість у роботі з алгоритмами машинного навчання. Основна база даних складається з кількох таблиць (див. рис. 4.2).

Перша таблиця зберігає інформацію про точки доступу. Вона містить такі поля, як MAC-адреса, середнє значення RSSI та координати точки доступу (визначені на основі тріангуляції).

Друга таблиця призначена для зберігання інформації про кожне окреме вимірювання сигналу. Ця таблиця містить час вимірювання, силу сигналу, ідентифікатор джерела сигналу та додаткові параметри, такі як температура чи вологість, якщо такі сенсори будуть додані у майбутньому.

Третя таблиця зберігає результати аналізу даних, наприклад, інформацію про виявлені стіни чи бар'єри, які були ідентифіковані під час моделювання середовища.

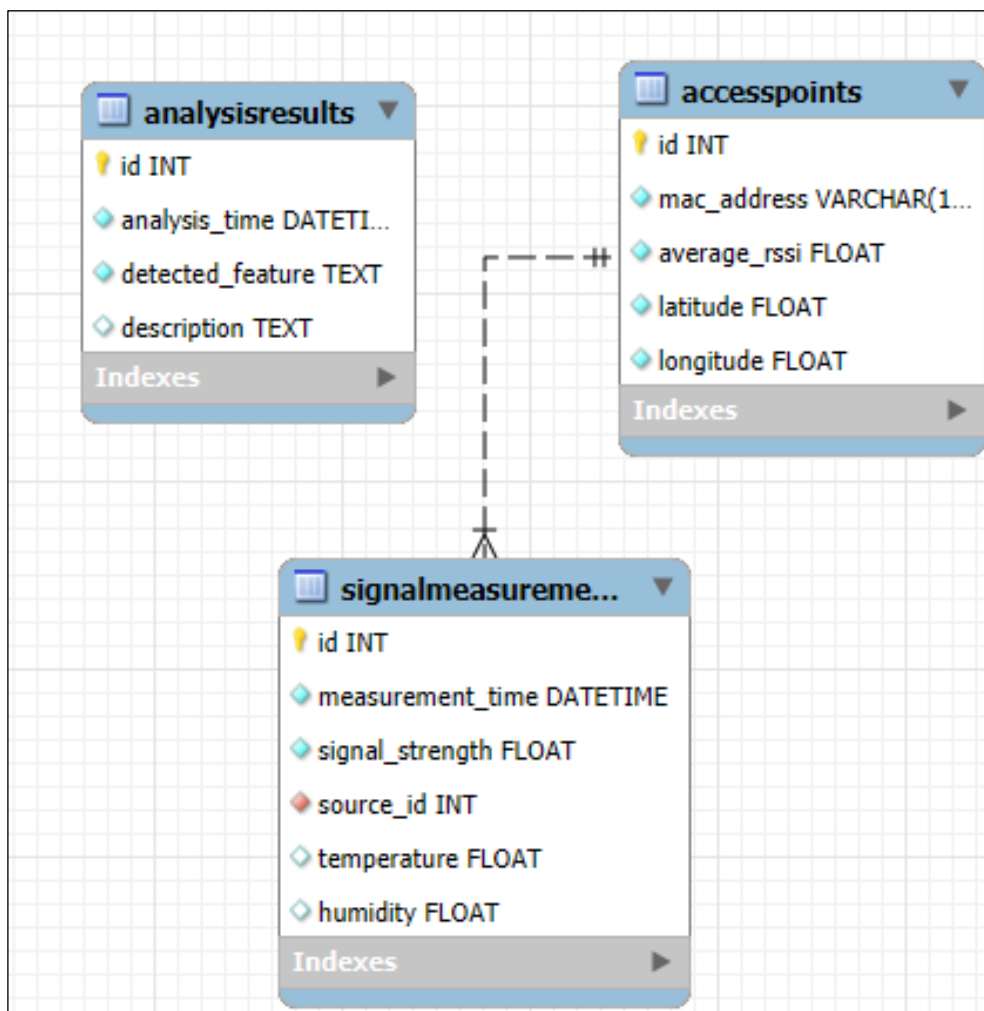


Рисунок 4.2 – Схема бази даних (виконано самостійно)

Особлива увага приділяється формату даних, які передаються між компонентами системи. Arduino використовує стандартизований формат

повідомлень, який включає ідентифікатор точки доступу, середнє значення RSSI та часову позначку. Це дозволяє легко інтегрувати пристрій із програмним забезпеченням на комп'ютері. Формат повідомлень є гнучким, що дозволяє додавати нові параметри без значних змін у структурі системи.

У процесі проектування структури даних враховувалася потреба у масштабуванні. Наприклад, база даних може бути розширена для зберігання тривимірних координат точок доступу або додаткових параметрів, таких як час проходження сигналу (TOF). Крім того, структура дозволяє зберігати метадані, наприклад, інформацію про конфігурацію середовища під час експерименту.

Структура даних також оптимізована для роботи з алгоритмами машинного навчання. Дані з таблиці вимірювань можуть бути легко перетворені у матрицю для навчання моделей, таких як згорткові нейронні мережі або алгоритми кластеризації. Це забезпечує безшовний перехід від збору даних до їх аналізу..

4.3 Обрані алгоритми та методи

У розробці системи просторового сканування середовища розглядаються три основні підходи до обробки Wi-Fi сигналів: RSSI (Received Signal Strength Indicator), TOF (Time of Flight) та AoA (Angle of Arrival). Кожен із них має свою специфіку, переваги й обмеження, що визначає їхню роль у реалізації цієї роботи.

Метод RSSI є найпростішим методом, який використовується для оцінки відстані між точкою доступу Wi-Fi і приймачем сигналу. У цій роботі RSSI застосовується як базовий підхід для локалізації джерел сигналу. Дані про силу сигналу збираються Wi-Fi модулями ESP8266/ESP32 і передаються на мікроконтролер Arduino для попередньої обробки. Далі на основі цих даних виконується оцінка відстані за допомогою рівняння 4.1.

$$P_d = P_0 - 10 \cdot n \cdot \log_{10}(d) \quad (4.1)$$

де P_d – сила сигналу,

P_0 – сила сигналу на відстані 1 метр,

n – коефіцієнт затухання,

d – відстань до точки доступу.

У практичному застосуванні цього методу основна складність полягає у визначенні коефіцієнта n , який залежить від середовища. Наприклад, у відкритому просторі він має одне значення, тоді як у приміщеннях зі стінами та іншими перешкодами – зовсім інше [15]. У межах цього проекту коефіцієнт n буде визначатися експериментально під час тестування в реальних умовах.

Попередня обробка даних на Arduino включає усереднення RSSI для зменшення шумів. Це дозволяє знизити вплив випадкових флуктуацій, що виникають через багатопрореневе поширення сигналу або інші перешкоди. Дані, що передаються на комп'ютер, мають бути компактними та вже частково очищеними, щоб зменшити обсяг обробки на наступному етапі.

RSSI є основним методом у цьому проекті, оскільки він дозволяє створити початкову модель середовища без необхідності складного та дорогого обладнання. Водночас, обмеження цього методу, такі як висока залежність від шумів, зумовлюють необхідність використання додаткових підходів для підвищення точності.

Метод TOF (Time of Flight) використовується для визначення відстані на основі часу проходження сигналу від точки доступу до приймача. У межах цього проекту TOF є допоміжним методом, який використовується для перевірки точності оцінок, отриманих за допомогою RSSI. Arduino збирає часові метки сигналів Wi-Fi та виконує попередній розрахунок часу проходження. Розрахунок відстані базується на формулі 4.2.

$$d = c \cdot t \quad (4.2)$$

де d – відстань між точкою доступу і приймачем,

c – швидкість світла,

t – час, який сигнал витратив на проходження цієї відстані.

Основною проблемою використання TOF є необхідність високої точності вимірювання часу. Навіть невелика похибка може суттєво вплинути на результати. У цьому проекті планується використання результатів TOF для порівняння з RSSI, щоб визначити рівень похибок кожного з підходів. У випадках, коли TOF забезпечує більшу точність, результати можуть бути використані для калібрування RSSI.

Метод (Angle of Arrival) базується на аналізі кута, під яким сигнал надходить до приймача. У цьому проекті цей метод використовується для виявлення напрямку на точку доступу. Arduino отримує дані про фазові зсуви між сигналами, які надходять до кількох антен, та передає їх на комп'ютер для аналізу. Кут прибуття сигналу обчислюється за формулою 4.3

$$\theta = \arcsin\left(\frac{\Delta\varphi \cdot \lambda}{2\pi \cdot d_a}\right) \quad (4.3)$$

де θ – кут прибуття сигналу,

$\Delta\varphi$ – різниця фаз між сигналами, отриманими різними антенами,

λ – довжина хвилі,

d_a – відстань між антенами.

АоА має високий потенціал для застосування у відкритих просторах, де рівень перешкод мінімальний. У цьому проекті цей метод може бути використаний для створення додаткової інформації, яка покращить результати триангуляції та мультилатерації.

Жоден із методів не є універсальним і не здатен забезпечити високу точність у всіх сценаріях. У цьому проекті основна увага приділяється машинному навчанню яке буду займатись інтеграція методів та дослідженню використання його в цих цілях.

4.4 Алгоритми машинного навчання

Алгоритми машинного навчання як центральний компонент системи. Алгоритми машинного навчання є ключовими для виконання завдань інтеграції даних і їх аналізу у системі просторового сканування [16]. Вони дозволяють ефективно поєднувати різні підходи до обробки сигналів, такі як RSSI, TOF та AoA, забезпечуючи їхню гармонійну взаємодію. Головна перевага машинного навчання полягає в здатності автоматично знаходити приховані закономірності в даних і адаптуватися до змін середовища, що є неможливим для класичних алгоритмів.

У цьому проекті алгоритми машинного навчання виконують кілька ключових функцій. По-перше, вони забезпечують інтеграцію результатів від різних методів аналізу сигналів. Наприклад, метод RSSI може бути чутливим до шумів, тоді як TOF демонструє високу точність, але потребує складного обладнання. Машинне навчання дозволяє поєднувати ці методи, враховуючи сильні сторони кожного з них, і таким чином компенсувати їхні недоліки.

По-друге, алгоритми машинного навчання здатні ефективно працювати з багатовимірними та неоднорідними даними, що є типовими для сигналів Wi-Fi. Кожен сигнал може містити різні параметри, такі як RSSI, час проходження (TOF), фазові зсуви (AoA) та інші характеристики. Задача алгоритмів полягає у виявленні залежностей між цими параметрами та їхньому аналізі для побудови точних моделей середовища.

По-третє, машинне навчання забезпечує адаптацію системи до змін у середовищі. На практиці середовище, в якому працює система, може змінюватися: з'являються нові перешкоди, змінюється конфігурація об'єктів, точки доступу можуть переміщуватися. Класичні алгоритми часто вимагають ручного налаштування або перенавчання для врахування цих змін, тоді як машинне навчання здатне автоматично адаптуватися до нових умов.

У цьому проекті машинне навчання реалізується у вигляді двох незалежних моделей, кожна з яких виконує специфічну роль. Ця архітектура дозволяє досліджувати ефективність різних підходів до обробки даних.

Перша модель працює із сирими даними, які надходять безпосередньо від датчиків. Її головна задача – аналізувати сигнали у вихідному вигляді та виявляти приховані закономірності, які не можуть бути визначені за допомогою традиційної обробки. Цей підхід дозволяє моделі навчитися працювати навіть із "брудними" даними, які можуть містити значну кількість шумів.

Друга модель обробляє дані, які вже були очищені та структуровані. Попередня фільтрація даних включає згладжування, видалення аномалій і структурування в табличному вигляді. Така модель фокусується на ефективному використанні "чистих" даних для отримання максимальної точності при мінімальних обчислювальних витратах.

Машинне навчання у цьому проекті відіграє роль "розумного інтерпретатора", який здатний об'єднувати різні підходи до обробки сигналів і автоматизувати процеси, що раніше вимагали б складних ручних налаштувань. Без алгоритмів машинного навчання система була б обмежена окремими методами, такими як RSSI чи TOF, і не могла б ефективно працювати в умовах реального середовища, де присутні багатопрореневе поширення, шум і перешкоди.

Алгоритми також є невід'ємною частиною процесу адаптації системи. На практиці кожне середовище має свої унікальні особливості, які важко передбачити заздалегідь. Завдяки здатності до навчання на даних, отриманих у конкретному середовищі, алгоритми машинного навчання забезпечують можливість адаптації моделі до цих особливостей без потреби в повному переналаштуванні системи.

Крім того, машинне навчання дозволяє значно скоротити обсяг даних, які потрібно зберігати чи передавати. Наприклад, модель може навчитися виявляти ключові характеристики сигналів і ігнорувати несуттєві деталі. Це важливо для систем, які працюють у реальному часі, де швидкість обробки є критичним фактором.

Для вирішення задач проекту використовуються дві основні стратегії машинного навчання: згорткові нейронні мережі (CNN) для сирих даних і багатошарові нейронні мережі (MLP) для оброблених даних. Цей вибір обґрунтований характером даних та завдань, які необхідно вирішити.

CNN є ідеальним вибором для роботи із сирими даними, оскільки вони дозволяють автоматично виявляти просторові й часові закономірності. Наприклад, згорткові шари можуть аналізувати фазові зсуви сигналів AoA або зміни часу проходження TOF для побудови просторових моделей.

MLP використовується для роботи з обробленими даними, оскільки такі моделі краще адаптовані для аналізу табличних даних. Кожен вхідний вектор містить структуровану інформацію, таку як середнє значення RSSI, час проходження сигналу TOF, кут прибуття AoA, що дозволяє моделі швидко знаходити залежності між параметрами.

Для реалізації алгоритмів використовуються бібліотеки TensorFlow та Keras. Навчання моделей здійснюється на основі експериментальних і симуляційних даних, що дозволяє забезпечити широкий спектр сценаріїв для тестування. Моделі працюють незалежно одна від одної, що дозволяє оцінювати їхню ефективність окремо. Результати навчання одної із моделей можна побачити на зображенні (рис. 4.3).

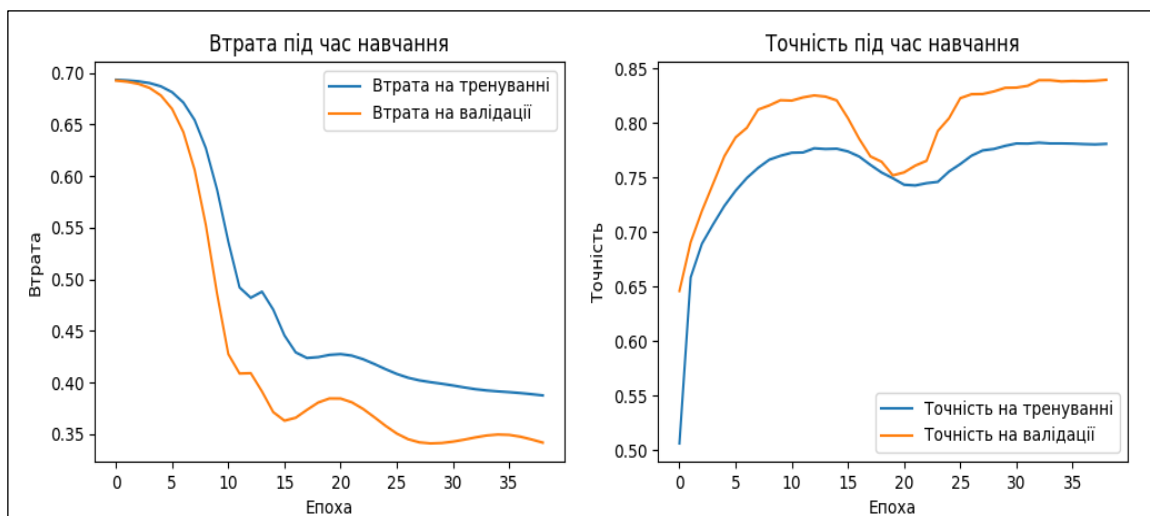


Рис.4.3 Результати навчання моделі (виконано самостійно)

Обчислення виконуються на комп'ютері із використанням GPU, що дозволяє прискорити процес навчання, особливо для згорткових нейронних мереж. Моделі розробляються із можливістю масштабування, що дозволяє інтегрувати їх у більші системи або розширювати функціональність у майбутньому.

4.5 Основні виклики та їх подолання

Розробка системи просторового сканування середовища з використанням Wi-Fi сигналів і алгоритмів машинного навчання стикається з кількома важливими викликами, які охоплюють як технічні, так і методологічні аспекти. У цьому розділі підсумовано основні труднощі та підходи до їх вирішення, розглянуті у межах цього дослідження.

Жоден із розглянутих методів (RSSI, TOF, AoA) не є універсальним і не може забезпечити високу точність у всіх умовах. Це створює потребу в їх інтеграції, що вимагає розробки складної системи взаємодії між методами. Подолання цієї проблеми здійснюється за допомогою алгоритмів машинного навчання, які виступають основним інструментом інтеграції. Застосування двох незалежних моделей дозволяє дослідити ефективність різних підходів до інтеграції сигналів та визначити оптимальну стратегію для різних середовищ.

Шуми та багатопроменеве поширення сигналів є ключовими джерелами похибок у системах на основі Wi-Fi. Це особливо критично для методу RSSI, який чутливий до змін у потужності сигналу, викликаних відбиттями чи затуханням. Для подолання цієї проблеми у проекті використовується багаторівнева фільтрація сигналів. На етапі попередньої обробки на Arduino здійснюється згладжування даних, тоді як моделі машинного навчання адаптуються до особливостей середовища, дозволяючи враховувати вплив шумів у реальному часі.

Середовище, у якому працює система, може змінюватися: з'являються нові перешкоди, переміщуються точки доступу або змінюються їхні характеристики. Традиційні алгоритми, такі як тріангуляція чи мультилатерація, не здатні оперативно враховувати ці зміни. Використання алгоритмів машинного навчання, зокрема згорткових нейронних мереж для сирих даних, дозволяє системі автоматично адаптуватися до змін середовища, забезпечуючи високу стабільність роботи навіть у складних умовах.

Дані, отримані від датчиків, можуть бути неповними або містити аномальні значення. Це особливо актуально для сирих даних, які можуть мати високу частку шумів. Використання незалежних моделей для сирих і оброблених даних дозволяє

оцінити вплив якості вхідних даних на кінцеві результати. У межах проекту застосовуються як фільтрація, так і моделювання, щоб забезпечити максимальну точність навіть за умови роботи із "брудними" даними.

Реалізація алгоритмів машинного навчання, особливо згорткових нейронних мереж, потребує значних обчислювальних ресурсів. Це виклик для системи, яка працює в умовах реального часу. Для подолання цієї проблеми використовується обчислювальна потужність комп'ютера з підтримкою GPU. Крім того, оброблені дані, які надходять від Arduino, мають компактний формат, що знижує вимоги до обчислень.

4.6 Підсумки та аналіз

Основним досягненням цієї праці є окреслення принципової здійсненності просторового сканування середовища засобами звичайної Wi-Fi-інфраструктури. Ключова ідея полягає у використанні відбитих електромагнітних хвиль, що й без того циркулюють у приміщенні, як джерела інформації про конфігурацію об'єктів. Той факт, що дані про стан простору добуваються без додаткових сенсорів або маркерів, робить технологію привабливою у ситуаціях, де небажане встановлення камер чи лазерних далекомірів, але водночас потрібен базовий зір, здатний працювати навіть крізь легкі перешкоди. У цьому сенсі Wi-Fi-сигнал поводитьсь подібно до радіолокаційного підсвічування, проте реалізується на апаратному забезпеченні, яке вже присутнє у більшості будівель. Теоретичні та експериментальні підходи, які розглядаються у роботі, засвідчують, що багатопроменевий характер поширення хвиль - попри складність математичного опису - здатен не стільки заважати, скільки допомагати відтворювати просторову сцену: кожен додатковий відбиток несе власний шматок інформації про геометрію і матеріали поверхонь, тож накопичення цих відгомонів створює цілісну картину.

Разом з тим зрозуміло, що потенціал методу розкривається лише за умови достатньо повного й різноманітного набору тренувальних даних. Поточний обсяг зібраних вимірювань окреслює можливості прототипу, однак для більш впевненої генералізації моделей бажано залучити середовища різної топології, будівельні

матеріали з відмінними діелектричними властивостями, а також сценарії за участю рухомих об'єктів. Потреба у збагаченні датасету не слід сприймати як суто технічну вимогу; вона виходить зі статистичної природи машинного навчання: мережа насправді вивчає розподіли, що містяться в прикладах, а не абстрактні формули. Тож що багатшим є спектр ситуацій під час тренування, то гнучкішими стають внутрішні уявлення моделі. Розв'язати питання браку даних можна кількома шляхами: по-перше, масштабувати польові вимірювання, спираючись на вже відпрацьований протокол, по-друге, доповнювати матеріал синтетичними прикладами, згенерованими у симуляторах радіопоширення, і по-третє, застосовувати методики довчання на невеликих доменних вибірках, якщо система впроваджується у специфічному середовищі.

У контексті алгоритмічної частини доцільно взяти паузу й переосмислити спосіб, у який будується реконструкція. Поточна схема уявляє простір як послідовність горизонтальних зрізів, котрі обробляються один за одним. Таке «нашаровування» виправдане з точки зору історичних аналогів томографії, однак має і певні обмеження: похибки, що виникають на ранніх шарі, можуть каскадно передаватися далі, а ресурси обчислень розподіляються рівномірно навіть там, де детальна реконструкція не потрібна. Альтернативою є радіальний підхід, коли модель нарощується від центральної області до периферії, поступово захоплюючи нові ділянки лише тоді, коли це виправдано критерієм невизначеності. У найпростішому варіанті ядром виступає середина кімнати або умовна точка, де випромінювачі утворюють найбільш насичене інформацією поле відбиттів. Далі, замість того щоб одразу окреслювати весь об'єм рівномірною сіткою, алгоритм на кожному кроці перевіряє, який сегмент лишається моделювати і наскільки суттєво це вплине на загальну якість відтворення. Таким чином, система природно фокусується на складних ділянках, не витрачаючи час на однотипні порожні зони, а центрова структура даних краще узгоджується з фізичним законом затухання хвилі: ближні відбитки мають більше енергії й несуть чіткіше розпізнавані особливості, звідси - більш впевнене навчання.

Перехід до радіальної логіки відкриває цікаві можливості оптимізації інферентного коду: оскільки модель починає відрощуватися лише тоді, коли зустрічає нові непередбачені ознаки, можна динамічно масштабувати глибину нейронної мережі або кількість активних вузлів графа. Це важливо для вбудованих систем із обмеженою пам'яттю чи енергобюджетом, де кожен зайвий мегабайт ваги - відчутна втрата ресурсу. Теоретично, радіальна стратегія краще підходить і до завдань неперервного навчання: коли середовище змінюється, центрова частина мережі вже «знає» базову геометрію, а нові елементи поступово додаються без потреби повністю перебудувувати попередні представлення.

Розглядаючи перспективи практичного застосування, варто зауважити, що навіть спрощена версія описаної технології здатна принести користь у багатьох галузях, де не потрібна міліметрова точність, але важливе саме явище присутності чи руху. Наприклад, у системах моніторингу побутових приміщень технологія може виконувати роль безконтактного сенсора активності, не порушуючи приватності мешканців, позаяк вона не формує візуального зображення, а працює лише з абстрактними характеристиками сигналу. У сфері безпеки подібні рішення допомагають ненав'язливо відстежувати несанкціонований доступ до складів або серверних, де інсталяція камер обмежена нормативними актами. У промислових умовах Wi-Fi-сканування здатне доповнити традиційні датчики навігації мобільних роботів, додаючи «проникливість» крізь легкі перешкоди й полегшуючи орієнтацію у змішаних виробничих зонах. Теоретична перевага полягає в тому, що більшість об'єктів уже насичена точками доступу, отже, розширення функціоналу від інформаційних мереж до сенсорних майже не потребує капітальних витрат: достатньо встановити кілька пасивних приймачів, налаштувати програмне забезпечення та адаптувати існуючу IT-інфраструктуру.

ВИСНОВКИ

У ході виконання цієї роботи було здійснено дослідження методів просторового сканування середовища з використанням Wi-Fi сигналів та алгоритмів машинного навчання. Головною метою було створення архітектури системи, яка б дозволяла інтегрувати різні підходи до обробки сигналів та забезпечувала адаптивність у динамічних умовах. Робота охопила широкий спектр теоретичних і практичних питань, пов'язаних із вибором, аналізом і порівнянням алгоритмів.

Проведений аналіз літератури показав, що сучасні методи, такі як RSSI, TOF та AoA, мають суттєві обмеження, особливо у складних середовищах із шумами та багатопроменевим поширенням сигналів. Жоден із цих методів не є універсальним, що підкреслює важливість розробки систем, які можуть комбінувати результати цих підходів. У цьому контексті було обґрунтовано використання алгоритмів машинного навчання як ключового інструмента для інтеграції методів і підвищення точності аналізу.

На основі проведених досліджень було запропоновано архітектуру системи, яка включає три основні компоненти: модулі збору даних, блок попередньої обробки та модулі машинного навчання. Було визначено, що для ефективної роботи системи необхідно застосовувати два підходи до аналізу даних: робота із сирими даними, які безпосередньо надходять із датчиків, та робота з попередньо обробленими даними. Ці підходи реалізовані у вигляді двох незалежних моделей машинного навчання, що дозволяє паралельно досліджувати їх ефективність та порівнювати результати.

Модель, яка працює із сирими даними, орієнтована на використання згорткових нейронних мереж. Цей підхід забезпечує можливість виявлення закономірностей у даних, які є прихованими для традиційних методів обробки. Він особливо ефективний у середовищах із високим рівнем шумів, де важливо враховувати всі характеристики сигналу, включаючи перешкоди, багатопроменеве поширення та короткочасні аномалії. Інша модель працює з очищеними даними, що дозволяє сфокусуватися на використанні структурованої інформації. У цьому

випадку точність результатів досягається завдяки попередньо виконаній фільтрації та згладжуванню сигналів, що знижує навантаження на алгоритми машинного навчання.

Було визначено, що використання машинного навчання забезпечує не лише підвищення точності, але й адаптацію системи до змін середовища. Алгоритми CNN демонструють здатність працювати з великою кількістю параметрів і знаходити складні закономірності, тоді як багат шарові нейронні мережі ефективно обробляють структуровані дані. Це дозволяє системі адаптуватися до появи нових перешкод, змін у розташуванні точок доступу чи динаміки середовища без значних змін у її конфігурації.

Дослідження підтвердило, що фільтрація даних на початкових етапах, яку виконують модулі попередньої обробки, є важливим компонентом системи. Застосування алгоритмів згладжування та видалення аномалій дозволяє суттєво знизити рівень шумів у даних, які передаються на комп'ютер для аналізу. Це не лише підвищує якість роботи алгоритмів машинного навчання, але й зменшує обчислювальні витрати.

У межах цього дослідження було також проведено оцінку викликів, які виникають під час створення подібних систем. Було встановлено, що основними проблемами є інтеграція методів, вплив шумів і перешкод, а також динамічні зміни середовища. Запропоновані у роботі підходи забезпечують подолання цих проблем завдяки комбінуванню методів обробки сигналів і використанню потужності алгоритмів машинного навчання.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Jiaqi Geng, Dong Huang, Fernando De la Torre. DensePose: Creating 3D Poses from Wi-Fi Signals / Arxiv Preprint. URL: <https://arxiv.org/abs/2301.00250> (дата звернення: 15.10.2024).
2. Jianfei Yang, He Huang, Yunjiao Zhou, Xinyan Chen, Yuecong Xu, Shenghai Yuan, Han Zou, Chris Xiaoxuan Lu, Lihua Xie. MM-Fi: Multi-Modal Non-Intrusive 4D Human Dataset for Versatile Wireless Sensing / Arxiv Preprint. URL: <https://arxiv.org/abs/2305.10345> (дата звернення: 12.11.2024).
3. Younghwan Yang, Junhwa Seong, Minseok Choi, Junkyeong Park, Gyeongtae Kim, Hongyoon Kim, Junhyeon Jeong, Chunghwan Jung, Joohoon Kim, Gyoseon Jeon, Kyung-il Lee, Dong Hyun Yoon, Junsuk Rho. Integrated metasurfaces for re-envisioning a near-future disruptive optical platform / Nature Photonics. URL: <https://www.nature.com/articles/s41377-023-01169-4> (дата звернення: 14.11.2024).
4. Jianghao Xiong, En-Lin Hsiang, Ziqian He, Tao Zhan, Shin-Tson Wu. Augmented reality and virtual reality displays: emerging technologies and future perspectives / Nature Photonics. URL: <https://www.nature.com/articles/s41377-021-00658-8> (дата звернення: 10.11.2024).
5. Abdelrahman Taha, Qi Qu, Sam Alex, Ping Wang, William L. Abbott, Ahmed Alkhateeb. Millimeter Wave MIMO based Depth Maps for Wireless Virtual and Augmented Reality / Arxiv Preprint. URL: <https://arxiv.org/abs/2102.06198> (дата звернення: 15.10.2024).
6. Pranav Parekh, Shireen Patel, Nivedita Patel, Manan Shah. Systematic review and meta-analysis of augmented reality in medicine, retail, and games / Wireless Networks Journal. URL: <https://doi.org/10.1186/s42492-020-00057-7> (дата звернення: 15.11.2024).
7. Philipp M. Holl, Friedemann Reinhard. Holography of Wi-fi Radiation / Physical Review Letters. URL: <https://journals.aps.org/prl/abstract/10.1103/PhysRevLett.118.183901> (дата звернення: 13.12.2024).
8. Francesco Soldovieri, Gianluca Gennarelli. Exploitation of Ubiquitous Wi-Fi

Devices as Building Blocks for Improvised Motion Detection Systems / Sensors. URL: <https://www.mdpi.com/1424-8220/16/3/307> (дата звернення: 30.10.2024).

9. Oleksandr Byzkrovnyi, Kyrylo Smelyakov, Anastasiya Chupryna, Oleksiy Lanovyy. Comparison of Object Detection Algorithms for the Task of Person Detection on Jetson TX2 NX Platform / Proceedings of the 2024 IEEE Open Conference of Electrical, Electronic and Information Sciences, eStream 2024. – 2024. – URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/10542592> (дата звернення: 25.11.2024).

10. Mingmin Zhao, Yonglong Tian, Hang Zhao, Mohammad Abu Alsheikh, Tianhong Li, Rumen Hristov, Zachary Kabelac, Dina Katabi, Antonio Torralba. RF-based 3D skeletons / ACM Digital Library. URL: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3230543.3230579> (дата звернення: 27.11.2024).

11. Ce Zheng, Wenhan Wu, Chen Chen, Taojiannan Yang, Sijie Zhu, Ju Shen, Nasser Kehtarnavaz, Mubarak Shah. Deep Learning-based Human Pose Estimation / ACM Digital Library. URL: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3603618> (дата звернення: 22.11.2024).

12. Alexander Sotnikov, Valeriia Tiurina, Konstantin Petrov, Viktoriia Lukyanova, Oleksiy Lanovyy, Yurii Onishchenko, Yurii Gnusov, Serhii Petrov, Oleksii Boichenko, Pavlo Breus. Using the set of informative features of a binding object to construct a decision function by the system of technical vision when localizing mobile robots / Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. – 2024. – Vol. 3, No. 9(129). – P. 60–69. – URL: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2024.303989> (дата звернення: 25.11.2024).

13. Fadel Adib, Dina Katabi. See Through Walls with Wi-Fi! / ACM Digital Library. URL: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/2486001.2486039> (дата звернення: 07.12.2024).

14. Paula Fraga-Lamas, Tiago M. Fernández-Caramés, Óscar Blanco-Novoa, Miguel A. Vilar-Montesinos. A Review on Industrial Augmented Reality Systems for the Industry 4.0 Shipyard / IEEE Xplore. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8298525> (дата звернення: 05.11.2024).

15. Pietro Cipresso, Irene Alice Chicchi Giglioli, Mariano Alcañiz Raya,

Giuseppe Riva. The Past, Present, and Future of Virtual and Augmented Reality Research: A Network and Cluster Analysis of the Literature / PubMed. URL: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/30459681/> (дата звернення: 18.10.2024).

16. Luiz Oliveira, Daniel Schneider, Jano De Souza, Weiming Shen. Mobile Device Detection Through WiFi Probe Request Analysis / IEEE Xplore. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8747391> (дата звернення: 25.11.2024).

17. GitHub – MykytaNosNURE/ enviroscan. GitHub. URL: <https://github.com/MykytaNosNURE/enviroscan> (дата звернення: 11.06.2025).

**ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ ЗА НАУКОВИМИ НАПРЯМАМИ
КЕРІВНИКА ТА НАУКОВЦІВ КАФЕДРИ ПРОГРАМНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ**

9. Oleksandr Byzkrovnyi, Kyrylo Smelyakov, Anastasiya Chupryna, Oleksiy Lanovyy. Comparison of Object Detection Algorithms for the Task of Person Detection on Jetson TX2 NX Platform / Proceedings of the 2024 IEEE Open Conference of Electrical, Electronic and Information Sciences, eStream 2024. – 2024. – URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/10542592> (дата звернення: 25.11.2024).

12. Alexander Sotnikov, Valeriia Tiurina, Konstantin Petrov, Viktoriia Lukyanova, Oleksiy Lanovyy, Yurii Onishchenko, Yurii Gnusov, Serhii Petrov, Oleksii Boichenko, Pavlo Breus. Using the set of informative features of a binding object to construct a decision function by the system of technical vision when localizing mobile robots / Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. – 2024. – Vol. 3, No. 9(129). – P. 60–69. – URL: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2024.303989> (дата звернення: 25.11.2024).