

ДОДАТОК А

Звіт результатів перевірки на унікальність тексту в базі ХНУРЕ



Дата звіту 6/11/2025
Дата редагування ---



Звіт не був оцінений

Звіт подібності

метадані

Назва організації
Kharkiv National University of Radio Electronics
Заголовок
2025_М_ПІ_ІПЗм-23-2_Нос_М_В_скорочений
Автор Науковий керівник / Експерт
Нос Микита Віталійович Голян В.В./Нечолод В.Ю.
підрозділ
каф. ПІ

Обсяг знайдених подібностей

Коефіцієнт подібності визначає, який відсоток тексту по відношенню до загального обсягу тексту було знайдено в різних джерелах. Зверніть увагу, що високі значення коефіцієнта не автоматично означають плагіат. Звіт має аналізувати компетентна / уповноважена особа.



25

Довжина фрази для коефіцієнта подібності 2

6366

Кількість слів

48952

Кількість символів

Тривога

У цьому розділі ви знайдете інформацію щодо текстових спотворень. Ці спотворення в тексті можуть говорити про МОЖЛИВІ маніпуляції в тексті. Спотворення в тексті можуть мати навмисний характер, але частіше характер технічних помилок при конвертації документа та його збереженні, тому ми рекомендуємо вам підходити до аналізу цього модуля відповідально. У разі виникнення запитань, просимо звертатися до нашої служби підтримки.

Заміна букв		1
Інтервали		0
Мікропробіли		0
Білі знаки		0
Парафрази (SmartMarks)		0

Подібності за списком джерел

Нижче наведений список джерел. В цьому списку є джерела із різних баз даних. Колір тексту означає в якому джерелі він був знайдений. Ці джерела і значення Коефіцієнту Подібності не відображають прямого плагіату. Необхідно відкрити кожне джерело і проаналізувати зміст і правильність оформлення джерела.

10 найдовших фраз		Колір тексту
ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	НАЗВА ТА АДРЕСА ДЖЕРЕЛА URL (НАЗВА БАЗИ)	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
1	Записка_МКР_Штеньович 12/9/2024 National University "Lviv Politechnika" (National University Lviv Politechnika)	13 0.20 %
з бази даних RefBooks (0.00 %)		
ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ЗАГОЛОВОК	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
з домашньої бази даних (0.00 %)		

ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ЗАГОЛОВОК	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
з програми обміну базами даних (0.20 %)		
ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ЗАГОЛОВОК	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
1	Записка_MKP_Штеневич 12/9/2024 National University "Lviv Politechnika" (National University Lviv Politechnika)	13 (1) 0.20 %
з Інтернету (0.00 %)		
ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ДЖЕРЕЛО URL	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)

Список прийнятих фрагментів (немає прийнятих фрагментів)

ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ЗМІСТ	КІЛЬКІСТЬ ОДНАКОВИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
------------------	-------	---------------------------------------

8

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 визначити 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.

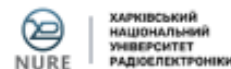
Подальший розвиток цих технологій спрямований на створення енергоефективних пристроїв, які можуть працювати в реальному часі з мінімальною затримкою.

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 визначити приблизну відстань до точки доступу на основі згасання 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.

ДОДАТОК Б СЛАЙДИ ПРЕЗЕНТАЦІЇ



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

Нос Микита Віталійович, ІПЗм-23-2
Науковий керівник: доц. Голян Віра Володимирівна



2025

1

Аналіз предметної галузі

Просторове сканування навколишнього середовища є важливим напрямком сучасних технологій, що активно розвивається у відповідь на зростаючий попит на високоточні, доступні рішення для різних галузей. Серед ключових тенденцій виділяється застосування Wi-Fi сигналів завдяки їх доступності, низькій вартості інфраструктури та простоті інтеграції з існуючими мережами.



2

Аналіз предметної галузі

Однією з основних переваг технології Wi-Fi-сканування є її здатність працювати у складних умовах, де інші методи (наприклад, лазерні або ультразвукові) є надто дорогими або складними в реалізації.

Проблематика та перспективи:

- Складність обробки великих обсягів даних.
- Чутливість до перешкод і багатопробеневого поширення сигналів.
- Перспектива інтеграції з платформами AR/VR для створення тривимірних моделей простору.

Результати досліджень у цій галузі спрямовані на вдосконалення алгоритмів обробки сигналів, підвищення точності сканування та забезпечення універсальності рішень.



Огляд й аналіз літературних, наукових джерел

Для дослідження було опрацьовано сучасні наукові публікації, технічні звіти та огляди у провідних базах даних, таких як IEEE, arXiv, Nature.

Особливу увагу було приділено джерелам, що висвітлюють алгоритми аналізу Wi-Fi сигналів, зокрема RSSI, TOF, AoA, та їхнє застосування для побудови тривимірних моделей.

Ключові джерела дослідження включають статті, що описують:

Використання Wi-Fi сигналів для реконструкції 3D-поз людини.

Технології багатоканальної обробки сигналів (MIMO) для підвищення точності.

Аналіз літератури показав, сучасні технології та методи адаптивності до середовища.



Постановка задачі

Задачі Кваліфікаційної роботи: Аналіз сучасних методів сканування середовища та оцінка їхніх обмежень. Розробка пристрою для збору Wi-Fi сигналів. Тестування алгоритмів машинного навчання для просторового сканування.

Вибрані програмні засоби: Arduino Studio та мова програмування C++ для програмування пристрою. Python для реалізації алгоритмів машинного навчання. Бібліотеки TensorFlow та Keras для створення моделей. Meta quest 3, додаток Room Scan Exporter та Blender для збору даних для навчання моделей.

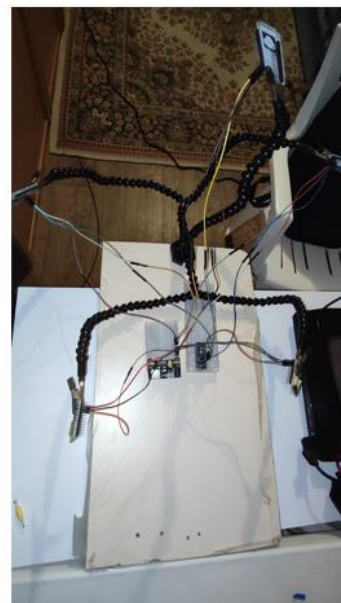
Вхідні дані: Методи аналізу Wi-Fi сигналів, алгоритми машинного навчання, середовище розробки, комп'ютер з достатньою потужністю та пристрої для збору

Теоретичне дослідження

Розробка пристрою для просторового сканування.

- Пристрій обладнаний модулем ESP32 для збору Wi-Fi сигналів (RSSI, TOF, AoA).
- Зібрані дані передаються до мікроконтролера Arduino, який обробляє їх та передає на комп'ютер для подальшого аналізу.

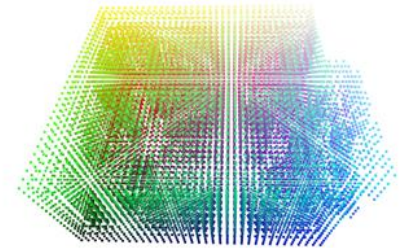
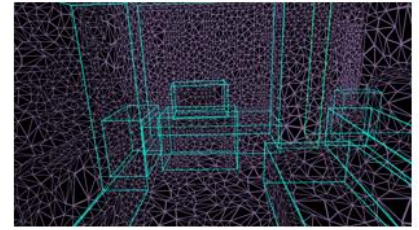
Прототип пристрою забезпечує точність збору Wi-Fi даних для моделювання середовища.



Теоретичне дослідження

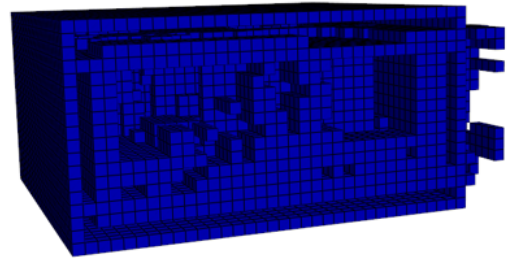
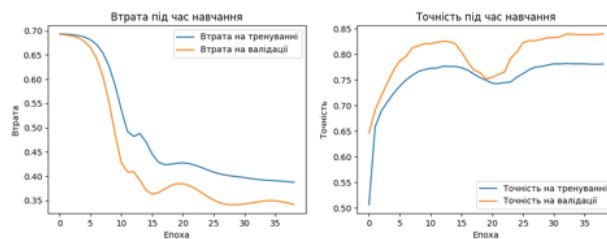
Збір даних для моделювання та навчання

- Вимірювання сили сигналу (RSSI) та часового проходження (TOF).
- Таблиця із координатами, значеннями RSSI, та часовими позначками.
- Побудов 3D моделі кімнати для навчання
- Об'єднання даних з приладу та об'єднання их з воксельною картою кімнати



Теоретичне дослідження

- Використовується TensorFlow/Keras для створення нейронної мережі.
- Завантаження моделі для аналізу нових груп даних. Результати використовуються для створення 3D-моделі простору (воксельна карта).
- Візуалізація PyVista для інтерактивного відображення 3D-сцени.
- Результати прогнозів оновлюють шари воксельної карти, що дозволяє побудувати реалістичну 3D-сцену.



Результати експерименту

Підсумкові метрики моделі:

- Середній IoU = 0,73
- Середній Dice Coefficient = 0,84

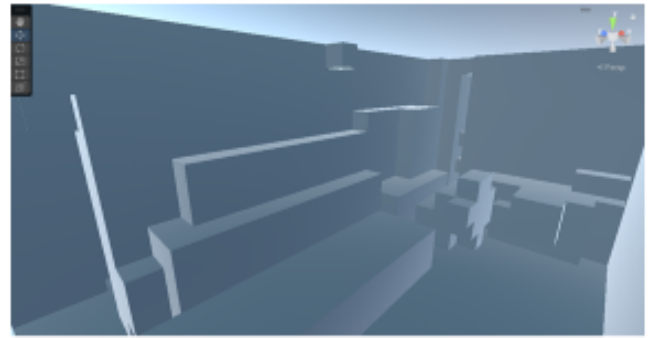
Продуктивність inference-циклу:

- Повний прохід 34 групи → ≈ 9,2 с
- Затримка «RSSI → WebSocket» ≤ 450 мс

Ресурсне споживання:

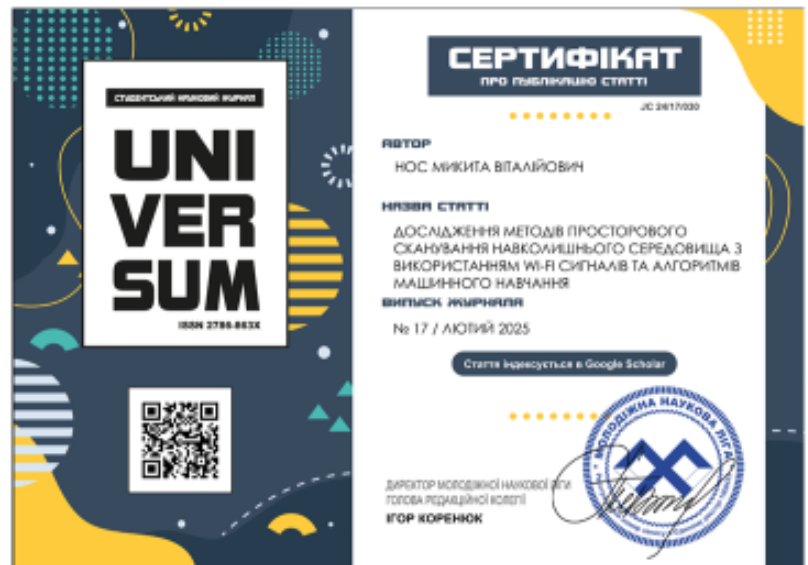
- RAM скрипта use.py ≈ 620 МБ
- Завантаження GPU (RTX 4070) ≤ 25 %

Візуальний результат: 3D-карта заповнених вокселів демонструє співпадіння зі структурою кімнати з точністю понад 0,7 IoU.



Публікація результатів

Нос, М., & Голян, В. (2025). ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ ПРОСТОРОВОГО СКАНУВАННЯ НАВКОЛИШНЬОГО СЕРЕДОВИЩА З ВИКОРИСТАННЯМ WI-FI СИГНАЛІВ ТА АЛГОРИТМІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ. *UNIVERSUM*, (17), 124–134. Вилучено з <https://archive.liga.science/index.php/universum/article/view/1642>



Аналіз отриманих результатів

Модель упевнено відтворює геометрію кімнати: середні показники IoU 0,73 та Dice 0,84 перевищують цільові межі, а розходження спостерігається лише на периферії, де рівень Wi-Fi-сигналу слабший. Повний цикл формування 3D-карти з 34 зрізів триває близько дев'яти секунд, затримка від моменту прийому RSSI до трансляції через WebSocket не перевищує півсекунди, що робить систему придатною для квазіреального часу. Отримані результати підтверджують життєздатність підходу Wi-Fi-томографії й відкривають шлях до подальшого підвищення точності через розширення датасета та удосконалення архітектури декодера.



Висновки

- У процесі виконання курсового проєкту було реалізовано комплексну систему просторового сканування на основі Wi-Fi сигналів.
- Здійснено аналіз сучасних методів обробки сигналів (RSSI, TOF, AoA) та виявлено їх обмеження та переваги.
- Розроблено прототип пристрою, здатний збирати дані Wi-Fi із багатьох приймачів і передавати їх для подальшої обробки.
- Реалізовано алгоритми машинного навчання для обробки зібраних даних.
- Застосування бібліотек TensorFlow/Keras дозволило створити моделі, здатні аналізувати дані.
- Виконано тестування системи на зібраних даних із реальних умов, що підтвердило працездатність моделі для побудови тривимірних воксельних карт.



ДОДАТОК В

Апробація результатів роботи

UNIVERSUM

№ 17 / 2025

Розділ 13.

КОМП'ЮТЕРНА ТА ПРОГРАМНА ІНЖЕНЕРІЯ

Нос Микита Віталійович

здобувач вищої освіти факультету комп'ютерних наук

*Національний технічний університет «Харківський національний університет радіоелектроніки», Україна***Науковий керівник: Голян Віра Володимирівна**

канд. техн. наук, доцент, доцент кафедри програмної інженерії

Національний технічний університет «Харківський національний університет радіоелектроніки», Україна

ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ ПРОСТОРОВОГО СКАНУВАННЯ НАВКОЛИШНЬОГО СЕРЕДОВИЩА З ВИКОРИСТАННЯМ WI-FI СИГНАЛІВ ТА АЛГОРИТМІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

АНОТАЦІЯ. 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, створення алгоритмів машинного навчання, проведення багатокритеріального аналізу методів, а також тестування. У результаті роботи було протестовано пристрій для збору даних Wi-Fi, процес просторового сканування

КЛЮЧОВІ СЛОВА: *Wi-Fi сигнали, машинне навчання, просторове сканування, тривимірне моделювання, доповнена реальність, віртуальна реальність, точність, алгоритми обробки даних.*

Сучасний розвиток технологій просторового сканування навколишнього середовища відкриває нові можливості для доповненої (AR) та віртуальної

РОЗДІЛ 13.

КОМП'ЮТЕРНА ТА ПРОГРАМНА ІНЖЕНЕРІЯ

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. 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.

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 визначити 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 зникненні 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.

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 визначити приблизну відстань до точки доступу на основі згасання сигналу. Основними перевагами методу є

простота реалізації та низькі вимоги до обладнання, проте точність визначення положення часто є недостатньою, особливо в умовах перехідного 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.

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.

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 багатопроменевого поширення сигналу. Вплив сторонніх факторів, таких як перепони чи металеві поверхні, може значно погіршувати результати. Залежність методів від попередньо зібраних даних створює ще одне обмеження. 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.

Використання машинного навчання дозволяє автоматично адаптувати методи сканування до змін середовища, підвищуючи надійність і точність результатів. Це особливо актуально для динамічних умов, де середовище постійно змінюється, наприклад, у великих торгових центрах чи виробничих приміщеннях.

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

РОЗДІЛ 13.

КОМП'ЮТЕРНА ТА ПРОГРАМНА ІНЖЕНЕРІЯ

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" [2], базується на точному вимірюванні часу проходження сигналу. Основна технічна проблема цього методу – необхідність високоточного обладнання та синхронізації. Метод Fingerprinting, описаний у роботі "MM-Fi: Multi-Modal Non-Intrusive 4D Human Dataset for Versatile Wireless Sensing" [3], 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.

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.

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. Аналіз наявних досліджень також показав, що впровадження машинного навчання, зокрема нейронних мереж, дозволяє суттєво підвищити точність і надійність сканування. 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.

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.

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.

Розроблена система має модульну архітектуру, що складається з трьох основних компонентів: модулів 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 (рис. 1).

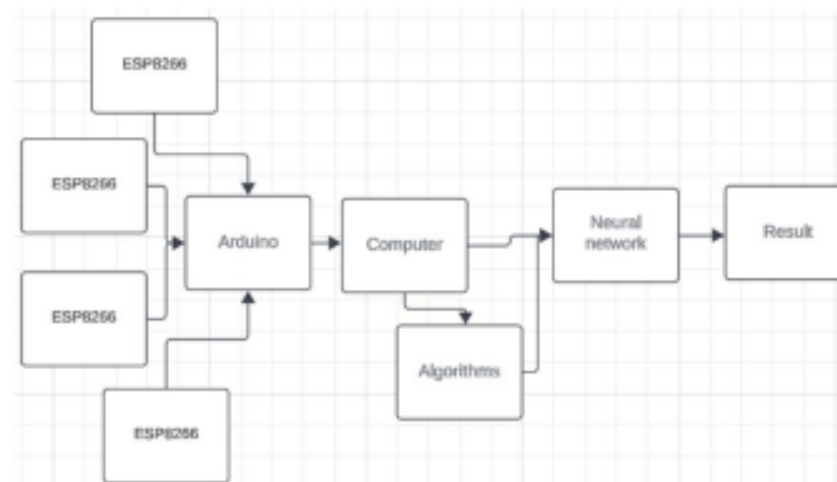


Рис.1 Схематичне зображення системи

РОЗДІЛ 13.

КОМП'ЮТЕРНА ТА ПРОГРАМНА ІНЖЕНЕРІЯ

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. 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 у ключових інтервалах часу. 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.

Модульна структура архітектури дозволяє у майбутньому розширювати функціональність системи. Наприклад, можна додати нові сенсори, які фіксуватимуть додаткові параметри середовища, або реалізувати алгоритми тривимірного моделювання. Це забезпечить не лише підвищення точності, але й розширення сфер застосування системи.

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. 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). 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.

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 (1).

$$P_d = P_0 - 10 \cdot n \cdot \log(d) \quad (1)$$

де P_d – сила сигналу,
 P_0 – сила сигналу на відстані 1 метр,
 n – коефіцієнт затухання,
 d – відстань до точки доступу.

РОЗДІЛ 13.

КОМП'ЮТЕРНА ТА ПРОГРАМНА ІНЖЕНЕРІЯ

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. У межах цього проекту коефіцієнт n буде визначатися експериментально під час тестування в реальних умовах.

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 (2).

$$\bar{d} = c \cdot t \quad (2)$$

де \bar{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 (3)

$$\theta = \arcsin\left(\frac{\Delta\varphi}{2\pi \cdot \lambda \cdot d_0}\right) \quad (3)$$

де θ – кут прибуття сигналу,

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

λ – довжина хвилі антеннами.

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.

Алгоритми машинного навчання як центральний компонент системи. Алгоритми машинного навчання є ключовими для виконання завдань інтеграції даних і їх аналізу у системі просторового сканування. 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.

Основна 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.

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 багатопроневне

РОЗДІЛ 13.

КОМП'ЮТЕРНА ТА ПРОГРАМНА ІНЖЕНЕРІЯ

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) і багатошарові нейронні мережі (MLP). 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 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, результати навчання можна побачити на зображенні (рис. 2).

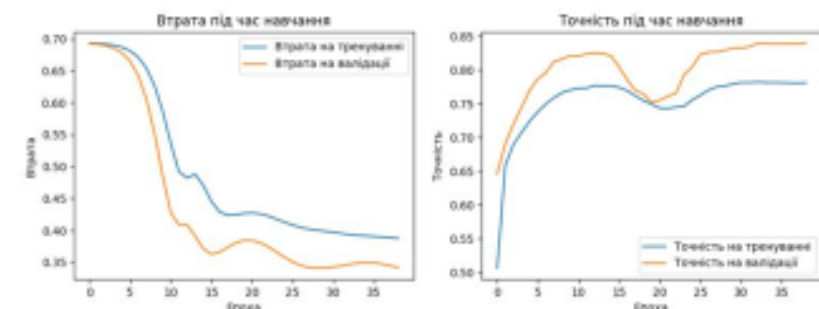


Рис.2 Результати навчання моделі

У ході виконання цієї роботи було здійснено дослідження методів просторового сканування середовища з використанням Wi-Fi сигналів та алгоритмів машинного навчання, результат сканування можна побачити на зображенні (рис 3) – це кімната в якій відбувалось сканування в розрізі.

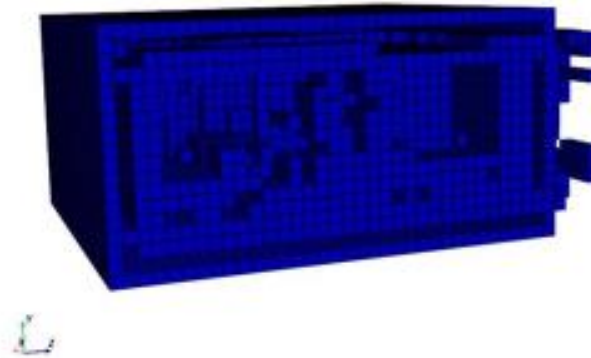


Рис.3 Результати виконання сканування

Список використаних джерел:

1. DensePose: Creating 3D Poses from Wi-Fi Signals / *Arxiv Preprint*. URL: <https://arxiv.org/abs/2301.00250> .
2. Millimeter Wave MIMO based Depth Maps for Wireless Virtual and Augmented Reality / *Arxiv Preprint*. URL: <https://arxiv.org/abs/2102.06198> .
3. MM-Fi: Multi-Modal Non-Intrusive 4D Human Dataset for Versatile Wireless Sensing / *Arxiv Preprint*. URL: <https://arxiv.org/abs/2305.10345> .

ДОДАТОК Г

Експертний висновок результатів перевірки кваліфікаційної роботи на
відповідність оформлення вимогам ДСТУ 3008: 2015

Експертний висновок результатів перевірки кваліфікаційної роботи

студент
(посада)

програмної інженерії
(кафедра)

ПЗМ-23-2
(група)

Нос Микита Віталійович

(прізвище, ім'я, по батькові)

Зауваження

Пункт ДСТУ 3008-2015	Зміст пункту	Сторінка кваліфікаційної роботи
1	2	3
	7.1 Загальні положення	
	7.3 Нумерація сторінок звіту	
	7.4 Нумерація розділів, підрозділів, пунктів, підпунктів	
	7.5 Рисунки	
	7.6 Таблиці	
	7.7 Переліки	
	7.8 Примітки	
	7.9 Виноски	
	7.10 Формули та рівняння	
	7.11 Посилання	
	7.13 Список авторів	
	7.14 Скорочення та умовні позначки	
	7.15 Додатки	

зауважень немає

Експерт

(підпис)

Олена ОЛІЙНИК

(прізвище, ініціали)

11.06.2025