

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Чорноморський національний університет імені Петра Могили
Факультет комп'ютерних наук
Кафедра комп'ютерної інженерії

ДОПУЩЕНО ДО ЗАХИСТУ

Завідувачка кафедри,
д-р техн. наук, проф.

_____Ірина ЖУРАВСЬКА

«__» _____ 202__ р.

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
НА ЗДОБУТТЯ ОСВІТНЬОГО СТУПЕНЯ БАКАЛАВРА
Виявлення порушень людського дихання
за допомогою аналізу характеристик WiFi-сигналу

Спеціальність 123 Комп'ютерна інженерія

Освітня програма «Комп'ютерна інженерія»

Здобувач

_____Даніїл КРИНКО

підпис

«__» _____ 202__ р.

Керівник Завідувачка кафедри,
д-р техн. наук, проф.

_____Ірина ЖУРАВСЬКА

підпис

«__» _____ 202__ р.

Факультет	Комп'ютерних наук
Кафедра	Комп'ютерної інженерії
Рівень вищої освіти	Перший (бакалаврський)
Освітній ступень	Бакалавр
Спеціальність	123 Комп'ютерна інженерія
Освітня програма	Комп'ютерна інженерія

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри комп'ютерної інженерії
_____ Ірина ЖУРАВСЬКА
«_____» _____ 2024 р.

ЗАВДАННЯ на кваліфікаційну роботу здобувача

Кринко Данііл Олександрович

(прізвище, ім'я, по батькові здобувача)

1. Тема кваліфікаційної роботи

Виявлення порушень людського дихання за допомогою аналізу характеристик WiFi-сигналу

Затверджена наказом по ЧНУ ім. Петра Могили від 30.10.2024 № 297.

2. Строк представлення кваліфікаційної роботи «_____» _____ 20__ р.

3. Очікуваний результат роботи та початкові дані, якщо такі потрібні

Очікуваним результатом роботи є: апаратне та програмне забезпечення системи виявлення порушень дихання за допомогою Wi-Fi. Вхідними даними роботи є специфікація вимог, що описує характеристики зазначеного апаратного та програмного забезпечення

4. Перелік питань, що підлягають розробці:

- 1) аналітичний огляд систем виявлення порушень дихання за допомогою Wi-Fi;
- 2) аналіз переваг та недоліків існуючих систем виявлення порушень дихання;
- 3) розробка апаратної частини системи виявлення порушень дихання;
- 4) розробка програмної частини системи виявлення порушень дихання.

5. Перелік графічних матеріалів

Презентація

6. Консультанти:

Консультант	Кафедра (організація)	Частина роботи

Керівник роботи

Особистий підпис

Ірина ЖУРАВСЬКА
Власне ім'я ПРІЗВИЩЕ

Здобувач

Особистий підпис

Даніїл КРИНКО
Власне ім'я ПРІЗВИЩЕ

Дата видачі завдання «_____» _____ 2024 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН
виконання кваліфікаційної бакалаврської роботи

Тема: Виявлення порушень людського дихання за допомогою аналізу характеристик WiFi-сигналу

№	Найменування роботи	Початок	Закінчення	Примітки
1	Розробка та затвердження завдання на виконання КБР	11.12.2024	12.12.2024	Виконано
2	Огляд літератури за темою роботи	15.01.2025	18.05.2025	Виконано
3	Складання календарного плану КБР	19.02.2025	06.03.2025	Виконано
4	Аналіз предметної області	26.02.2025	15.03.2025	Виконано
5	Розробка проєктних рішень	16.03.2025	17.04.2025	Виконано
6	Моделювання та конструювання АПЗ	18.04.2025	03.05.2025	Виконано
7	Перевірка працездатності, тестування та апробація розробленого АПЗ, аналіз результатів тестування	04.05.2025	15.05.2025	Виконано
8	Відгук керівника КБР	13.06.2025	14.06.2025	Виконано
9	Оформлення КБР та презентації	01.05.2025	03.06.2025	Виконано
10	Попередній захист	21.05.2025	04.06.2025	Виконано
11	Рецензування	09.06.2025	13.06.2025	Виконано
12	Завершення оформлення КБР та презентації	02.06.2025	14.06.2025	Виконано
13	Захист кваліфікаційної бакалаврської роботи	24.06.2025	24.06.2025	Виконано

Керівник роботи

Особистий підпис

Ірина ЖУРАВСЬКА

Власне ім'я ПРИЗВИЩЕ

Здобувач

Особистий підпис

Даніїл КРИНКО

Власне ім'я ПРИЗВИЩЕ

« ____ » _____ 20__ р.

АНОТАЦІЯ

до кваліфікаційної бакалаврської роботи
«Виявлення порушень людського дихання
за допомогою аналізу характеристик WiFi-сигналу»

Студент гр. 405 : Кринко Даніїл Олександрович

Керівник: д-р техн. наук, проф,

завідувачка кафедри комп'ютерної інженерії Журавська Ірина Миколаївна

У сучасних умовах розвитку безконтактних технологій зростає потреба у нових підходах до моніторингу життєвих показників людини, зокрема дихання. Традиційні методи контролю дихальної активності вимагають застосування спеціалізованих сенсорів, які обмежують свободу рухів користувача та можуть викликати дискомфорт. Водночас активне впровадження бездротових технологій, зокрема WiFi-зондування, створює передумови для використання характеристик радіосигналів з метою безконтактного відстеження фізіологічних параметрів.

Об'єктом дослідження є процес дихання людини. Предметом дослідження є методи виявлення та аналізу порушень дихання за допомогою інформації про стан каналу (CSI) WiFi-сигналів. Метою роботи є дослідження методу виявлення порушень дихання людини шляхом аналізу змін у параметрах WiFi-сигналу та застосування алгоритмів машинного навчання.

Робота включає аналітичний огляд сучасних підходів до дихального моніторингу, визначення проблем існуючих методів та дослідження потенціалу WiFi-сигналів як джерела інформації про стан дихальної системи. Здійснено експериментальне моделювання та реалізовано програмний прототип системи, яка дозволяє виявляти дихальні аномалії, наприклад апное, без необхідності носимих пристроїв.

У межах виконання роботи було розроблено апаратно-програмне забезпечення для виявлення порушень дихання на основі аналізу характеристик WiFi-сигналу. Апаратна частина базується на мікрокомп'ютері Raspberry Pi 4 Model B з підтримкою бездротового зв'язку та можливістю збору Channel State Information (CSI). Програмна частина включає модулі для збору, попередньої обробки та аналізу даних, а також реалізацію нейромережевої моделі, здатної здійснювати класифікацію дихальних станів.

Практична значимість роботи полягає в можливості використання запропонованого підходу в медичних, реабілітаційних та побутових умовах для пасивного моніторингу дихання без вторгнення у приватний простір людини. Система може бути впроваджена в розумні будинки, лікарняні палати або заклади для осіб похилого віку. Результати дослідження сприяють розвитку безконтактних методів біомоніторингу та можуть стати основою для створення нових інтелектуальних систем підтримки здоров'я.

Пояснювальна записка містить 64 сторінок (без додатків), 34 рис., 10 табл., 22 джерела посилання та 1 додаток.

Ключові слова: виявлення порушення дихання, безконтактний аналіз, WiFi-зондування, інформація про стан каналу (CSI), одноплатний комп'ютер Raspberry Pi

ABSTRACT

of the Bachelor's Thesis

"Detection of human breathing disorders using Wi-Fi signal characteristics analysis"

Student: Daniil Krynko

Supervisor: DrSc (Techn.), Prof. Iryna Zhuravska

In the context of the rapid development of contactless technologies, there is an increasing demand for innovative approaches to monitoring vital human parameters, particularly respiratory rate. Traditional methods of respiratory monitoring require the use of specialized sensors, which can restrict the user's mobility and cause discomfort. Meanwhile, the widespread adoption of wireless technologies, especially Wi-Fi Sensing, creates opportunities for utilizing radio signal characteristics to enable non-invasive tracking of physiological activity.

The object of the study is the human respiratory process. The subject of this study is methods for detecting and analyzing respiratory disorders using Channel State Information (CSI) of Wi-Fi signal. The aim of this thesis is to develop a method for detecting human breathing disorders by analyzing changes in Wi-Fi signal parameters through the application of signal processing techniques and machine learning algorithms.

The research includes an analytical review of current respiratory monitoring methods, an analysis of the limitations of existing approaches, and an exploration of the potential of Wi-Fi signals as a source of information about the respiratory system. An experimental model was implemented along with a software prototype capable of detecting abnormal respiratory patterns, such as apnea, without the need for wearable devices.

As part of the work, hardware and software were developed to detect respiratory disorders based on the analysis of the characteristics of the Wi-Fi signal. The hardware is based on the Raspberry Pi 4 Model B microcomputer with wireless support and Channel State Information (CSI). The software includes modules for collecting, pre-processing, and analyzing data, as well as the implementation of a neural network that can classify respiratory states.

The practical significance of this work lies in the potential use of the proposed approach in medical, rehabilitation, and everyday settings for passive and non-intrusive monitoring of human respiration. The system can be integrated into smart homes, hospital wards, or elderly care facilities. The results of this research contribute to the advancement of contactless biomedical monitoring methods and may serve as a foundation for the development of intelligent health-support systems.

The thesis contains 64 pages (excluding appendices), 34 figures, 10 tables, 22 references, and 1 appendix.

Keywords: *detection of breathing disorder, contactless analysis, Wi-Fi Sensing, Channel State Information (CSI), single-board computer Raspberry Pi*

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ.....	3
ВСТУП	4
1 СУЧАСНІ ТЕХНОЛОГІЇ МОНІТОРИНГУ ДИХАННЯ ТА МЕТОДИ ЇХ РЕАЛІЗАЦІЇ.....	6
1.1 Актуальність проблеми моніторингу дихання	6
1.2 Сучасні безконтактні технології моніторингу дихання.....	7
1.3 Проблема існуючих методів відстежування дихання	12
1.4 Принцип роботи Wi-Fi у контексті виявлення мікрорухів грудної клітки	14
1.5 CSI: поняття, доступність, особливості.....	15
Висновки до розділу 1	19
2 ПРОЄКТУВАННЯ СИСТЕМИ ВИЯВЛЕННЯ ПОРУШЕНЬ ДИХАННЯ ЗА ДОПОМОГОЮ WI-FI.....	20
2.1 Система виявлення порушення дихання	20
2.2 Вибір WiFi-модуля.....	24
2.3 Вибір нейромережевої моделі	44
Висновки до розділу 2	50
3 РОЗРОБКА АПАРАТНОГО ТА ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ	52
3.1 Розробка архітектури апаратно-програмного забезпечення	52
3.2 Опис інтерфейсів апаратно-програмного забезпечення	53
3.3 Приклади апаратної реалізації системи.....	55
3.4 Встановлення Nexmon	57
3.5 Реалізація нейронної мережі.....	61
Висновки до розділу 3	65
ВИСНОВКИ.....	67
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ	70
ДОДАТОК А Код програми.....	73

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ

АПЗ	– апаратно-програмне забезпечення
ХОЗЛ	– хронічне обструктивне захворювання легень
ШНМ	– штучна нейронна мережа
CNN	– Convolutional Neural Network,
CSI	– Channel State Information
FFT	– Fast Fourier Transform
fNIRS	– Functional Near-Infrared Spectroscopy
LoS	– Line of Sight
LSTM	– Long Short-Term Memory
RSSI	– Received Signal Strength Indicator
UWB	– Ultra-Wide Band
Wi-Fi	– Wireless Fidelity

ВСТУП

У XXI-му столітті питання забезпечення якості життя та збереження здоров'я населення стало одним із пріоритетів науково-технічного прогресу. Зокрема, все більшої актуальності набувають технології, що дозволяють здійснювати моніторинг фізіологічного стану людини в реальному часі без втручання у звичне середовище проживання. Серед таких показників важливе місце займає процес дихання, оскільки він є базовим життєвим параметром, який може сигналізувати про низку критичних станів, таких як апное сну, дихальна недостатність, бронхіальні захворювання тощо.

Традиційні методи моніторингу дихання – полісомнографія, використання пульсоксиметрів, електродів або носимих сенсорів – хоча й забезпечують високу точність, мають суттєві обмеження. Вони потребують фізичного контакту з тілом, що може спричиняти дискомфорт, обмежувати рухливість або викликати стрес у пацієнта. Особливо актуально це для тривалого домашнього моніторингу, де зручність та непомітність системи відіграють ключову роль.

На цьому фоні зростає інтерес до використання наявних інфраструктур бездротового зв'язку, зокрема технологій Wi-Fi, для безконтактного моніторингу життєвих функцій. Відомо, що WiFi-сигнали піддаються впливу навіть незначних змін у навколишньому середовищі – таких як мікрорухи тіла, викликані диханням. Завдяки технології Channel State Information можна отримати детальну інформацію про амплітуду й фазу сигналу, що проходить між передавачем і приймачем. Саме на основі аналізу змін CSI можна здійснювати виявлення ритму дихання та його порушень.

У цій роботі розглядається можливість побудови системи виявлення порушень дихання на основі аналізу характеристик WiFi-сигналу. Такий підхід відкриває шлях до створення дешевих, доступних і непомітних для користувача рішень, що не потребують зміни інфраструктури приміщення. Застосування подібної системи можливе як у клінічних умовах, так і у

звичайних житлових просторах – для контролю стану пацієнтів, людей похилого віку, немовлят або людей з обмеженими можливостями.

Мета роботи: дослідження методу виявлення порушень людського дихання шляхом аналізу змін у характеристиках WiFi-сигналу та застосування алгоритмів машинного навчання.

Об'єкт дослідження: процес дихання людини як фізіологічний процес, що має періодичний характер і може зазнавати змін у разі порушень або патологій.

Завдання дослідження:

- аналіз існуючих систем дослідження дихання;
- розробка схеми дослідження дихання за допомогою WiFi-сигналу;
- розробка апаратної системи аналізу дихання за допомогою WiFi-сигналу.
- розробка програмної системи аналізу дихання за допомогою WiFi-сигналу.

Предмет дослідження: методи виявлення та аналізу порушень дихання за допомогою інформації про стан каналу (CSI) WiFi-сигналів.

Практичне значення роботи: створення недорогих, непомітних та неінвазивних систем моніторингу дихання, що можуть бути інтегровані у вже існуючі WiFi-інфраструктури. Такі системи мають потенціал до використання в телемедицині, «розумних будинках», догляді за літніми людьми, а також у реабілітаційних центрах. Запропонований підхід не потребує носимих пристроїв, що значно підвищує зручність для кінцевого користувача.

1 СУЧАСНІ ТЕХНОЛОГІЇ МОНІТОРИНГУ ДИХАННЯ ТА МЕТОДИ ЇХ РЕАЛІЗАЦІЇ

1.1 Актуальність проблеми моніторингу дихання

Дихання є однією з основних життєвих функцій людини, безперервність та ритмічність якої забезпечують нормальне функціонування організму. Порушення дихального ритму або повне припинення дихання можуть бути критичними для життя, особливо уразливих груп населення: немовлят, людей похилого віку, пацієнтів із хронічними хворобами серця чи легень, а також під час сну. У зв'язку з цим питання надійного, своєчасного та точного моніторингу дихання є надзвичайно важливим як у клінічних умовах, так і в повсякденному житті.

Одним із найбільш небезпечних станів є синдром апное сну – порушення, при якому дихання під час сну багаторазово зупиняється і відновлюється. Цей стан супроводжується зниженням рівня кисню в крові, що може призводити до серцево-судинних ускладнень, зниження когнітивних функцій та загального погіршення якості життя. За даними медичних досліджень, близько 10–15 % дорослого населення мають симптоми апное сну, проте більшість випадків залишаються недіагностованими саме через складність і дороговартісність моніторингу.

Іншим важливим прикладом є моніторинг дихання у немовлят, де зупинка дихання навіть на декілька секунд може становити смертельну загрозу. Також питання відстеження дихальних функцій актуальне для реабілітаційної медицини, зокрема після операцій або під час лікування респіраторних захворювань, таких як COVID-19, хронічне обструктивне захворювання легень (ХОЗЛ), бронхіальна астма тощо.

У зв'язку з цим зростає потреба у створенні технологічно простих, безпечних, непомітних та економічно доступних засобів моніторингу дихання, які можна було б використовувати як у лікарнях, так і в домашніх умовах. Особливе значення має розробка методів, що не потребують прямого контакту

з тілом користувача, забезпечують конфіденційність, не заважають повсякденній активності та не потребують дорогого обладнання чи спеціальних знань для налаштування.

У цьому контексті перспективним є використання існуючих систем бездротового зв'язку, зокрема Wi-Fi, для пасивного моніторингу життєвих параметрів. Технології Wi-Fi Sensing вже широко розповсюджені в житлових приміщеннях і громадських закладах, що робить їх зручним інструментом для створення систем медичного нагляду без додаткових витрат на інфраструктуру [14]. Аналітика сигналів Wi-Fi, зокрема аналіз інформації CSI, дає змогу виявляти навіть незначні зміни в оточенні, включаючи рухи тіла, пов'язані з диханням.

Таким чином, розробка нових підходів до виявлення порушень дихання на основі WiFi-сигналів відповідає сучасним запитам медичної, побутової та соціальної сфер. Це дозволяє підвищити ефективність профілактики, діагностики та контролю захворювань дихальної системи, а також сприяє розвитку інтелектуальних систем підтримки життя в рамках концепцій «розумного дому» та дистанційної медицини.

1.2 Сучасні безконтактні технології моніторингу дихання

Із розвитком технологій безконтактне відстеження фізіологічних параметрів людини, зокрема дихання, стало одним із найперспективніших напрямів у галузях телемедицини, «розумного дому» та систем безпеки. Безконтактні методи не вимагають фізичного контакту з тілом пацієнта, що значно підвищує комфорт користувача, спрощує використання та дає змогу неперервного моніторингу в природному середовищі. На сьогодні існує кілька основних класів таких технологій.

1.2.1 Радарні та ультраширокосмугові системи

Радарні та ультраширокосмугові (англ. Ultra-Wide Band, UWB) системи використовують відбиття електромагнітних хвиль від тіла людини. Завдяки

високій чутливості, вони здатні вловлювати мікрорухи грудної клітки, пов'язані з диханням.

Наприклад, був проведений експеримент в ході якого використовувався радар, який випромінював ультраширокосмугові хвилі та за допомогою них отримувалось зображення, дія, стан і т. п. об'єкту (рис. 1.1).

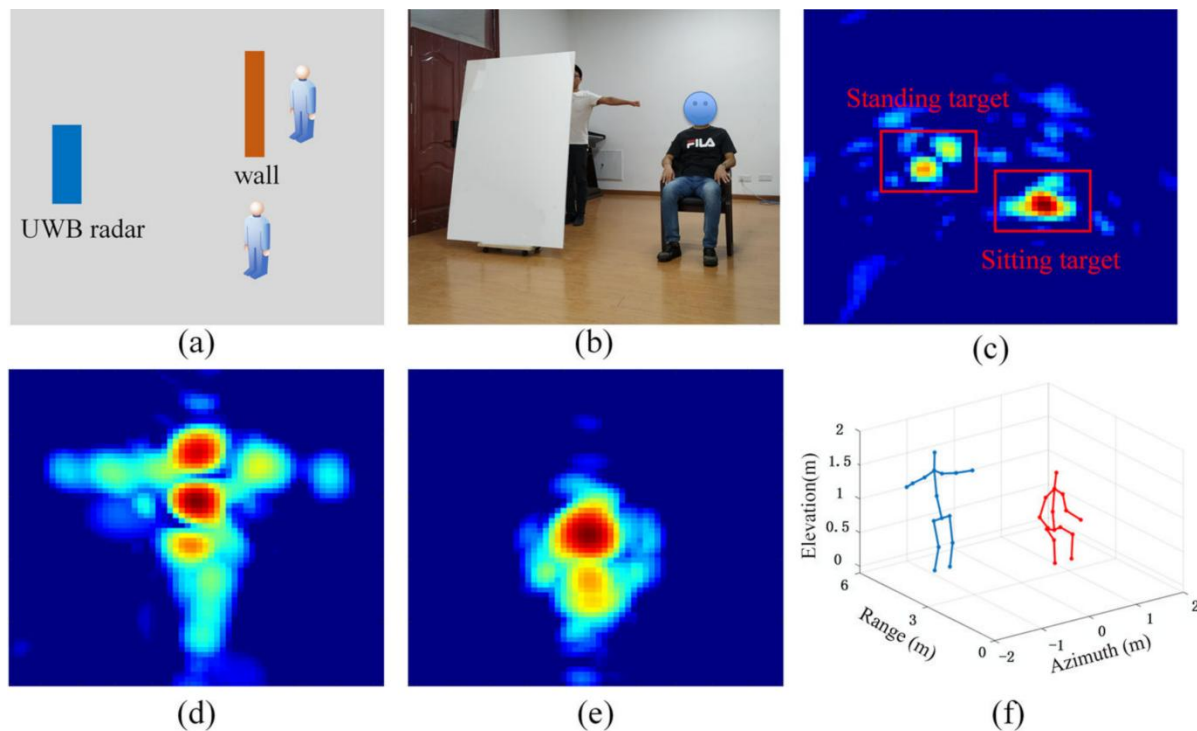


Рисунок 1.1 – Хід експерименту [1]

Переваги:

- висока точність вимірювання;
- можливість роботи через перешкоди (наприклад, легкі стіни чи одяг).

Недоліки:

- висока вартість радарного обладнання;
- складність інтеграції в побутові умови;
- законодавчі обмеження щодо використання певних частот у деяких країнах.

UWB-системи широко застосовуються в сучасних технологіях, зокрема у сфері безконтактного моніторингу життєво важливих показників, таких як дихання та серцебиття. Завдяки високій точності, здатності проникати крізь

перешкоди та роботі на низьких рівнях потужності, вони стали популярними у різних галузях.

Радарні системи часто використовуються в обороні, автомобільній промисловості, медицині та рятувальних операціях. Наприклад, у лікарнях вони дають змогу безконтактно відстежувати стан пацієнтів, а в рятувальних службах – виявляти людей під завалами або за димовими завісами. В автомобілях радари забезпечують функції адаптивного круїз-контролю та розпізнавання пішоходів.

UWB-системи відзначаються особливою точністю у вимірюваннях на невеликих відстанях, що робить їх незамінними в системах позиціонування у приміщеннях, смарт-будинках та в новітніх автомобілях. Вони також активно застосовуються у медичних приладах для відстеження дихання й пульсу.

Обидві технології – і радари, і UWB – використовуються як джерела даних для систем штучного інтелекту. Завдяки цьому можлива побудова розумних систем виявлення стану здоров'я, які не потребують носимих сенсорів, що відкриває нові можливості в безконтактному догляді за людьми.

У підсумку, радари та UWB-сенсори займають важливе місце в сучасному підході до безконтактного моніторингу, і хоча кожна технологія має свої особливості, обидві демонструють високу ефективність при аналізі фізіологічних параметрів, таких як дихання.

1.2.2 Оптичні методи

Включають RGB-камери, інфрачервоні сенсори та тепловізори. Вони відстежують рухи грудної клітки або зміни температури, викликані вдихом і видихом.

До таких методів відноситься функціональна ближньоінфрачервона спектроскопія (fNIRS) – оптична технологія, яка дозволяє неінвазивно вимірювати зміни в оксигенації крові в корі головного мозку [2]. Це дає змогу оцінювати когнітивне навантаження, рівень уваги та інші аспекти мозкової діяльності. Приклад застосування проілюстрований на рис. 1.2.



Рисунок 1.2 – Процес моніторингу мозку за допомогою fNIRS

Переваги:

- візуалізація процесу дихання;
- зручність для короткочасного спостереження.

Недоліки:

- залежність від освітлення;
- потреба в прямій видимості (лінії зору);
- порушення конфіденційності;
- високе енергоспоживання та обчислювальні витрати.

У медицині оптичні методи дозволяють відстежувати дихальні цикли пацієнтів у реальному часі без необхідності підключення до тіла. В охороні здоров'я вони можуть бути корисними у моніторингу новонароджених, літніх людей або пацієнтів у важкому стані, де зайвий контакт небажаний. Також технологія активно розвивається в телемедицині.

Оптичні методи часто поєднуються з алгоритмами машинного навчання чи комп'ютерного зору для підвищення точності розпізнавання. Наприклад, нейронні мережі використовуються для аналізу відеопотоку та виявлення фаз дихального циклу або відхилень від нормального ритму.

1.2.3 Акустичні методи

Застосовують мікрофони для аналізу звуків дихання – зокрема шурхоту повітря, хрипів або зупинок дихання. Такі методи є об'єктивними у виявленні патологічних шумів.

Переваги:

- низька вартість апаратної реалізації;
- можливість розпізнавання характерних симптомів.

Недоліки:

- залежність від рівня шуму в навколишньому середовищі;
- обмежена точність при відстеженні лише ритму дихання;
- проблеми з приватністю в разі безперервного звукового запису.

Деякі дослідження використовують зміну електромагнітного поля в приміщенні для виявлення дихальних рухів. Наприклад, магнітні сенсори можуть фіксувати зміну положення металевих об'єктів, прикріплених до грудної клітки. Цей підхід цікавий з наукової точки зору, але складний у практичному застосуванні.

Значного інтересу останнім часом набули методи, які базуються на аналізі радіочастотних сигналів у побутовому середовищі – зокрема, Wi-Fi, Bluetooth або ZigBee. Виявлено, що зміни у положенні тіла, зумовлені диханням, викликають мікроскопічні зміни в характеристиках радіосигналу, таких як:

- потужність сигналу (RSSI);
- CSI;
- затримка, фаза, доплерівські зсуви тощо.

Wi-Fi має особливі переваги серед інших технологій:

- вже наявна інфраструктура майже в кожному домогосподарстві;
- не потребує жодного носимого пристрою;
- можливість покриття кількох приміщень одночасно;
- низька вартість впровадження.

Однак, такі системи досі потребують ґрунтовного дослідження й оптимізації, оскільки виникають проблеми з фільтрацією шуму, точністю у багатокористувацьких середовищах та адаптацією до різних конфігурацій простору.

У підсумку, WiFi-базовані системи моніторингу дихання є одним із найбільш перспективних напрямів, які поєднують зручність, доступність та потенціал для безконтактного, пасивного та неперервного спостереження за фізіологічним станом людини. Це обґрунтовує вибір даного підходу як основи для дослідження в цій роботі.

1.3 Проблема існуючих методів відстежування дихання

На сьогодні існує кілька основних підходів до моніторингу дихання людини, серед яких можна виділити контактні методи (носимі сенсори, датчики тиску, пояси для вимірювання грудного об'єму), оптичні системи (візуальне відстеження за допомогою камер) та медичне обладнання високої точності (наприклад, полісомнографічні системи). Незважаючи на їхню ефективність у клінічних умовах, кожен із цих підходів має низку недоліків, що обмежують їхнє повсякденне використання або масове впровадження.

Контактні методи вимагають безпосереднього прикріплення сенсорів до тіла людини. Це можуть бути пояси для вимірювання розширення грудної клітки, акселерометри, датчики тиску або електроди. Основні проблеми цих методів полягають у наступному:

- фізичний дискомфорт під час тривалого використання, особливо під час сну;
- необхідність правильної установки обладнання, що часто потребує участі фахівця;
- обмеження рухів користувача;
- ризик втрати точності внаслідок зсуву сенсорів або змін положення тіла.

Оптичні системи (наприклад, використання інфрачервоних або RGB-камер) дозволяють здійснювати моніторинг дихання безконтактно. Проте вони також мають істотні обмеження:

- залежність від умов освітлення та видимості;
- потреба в прямій «лінії зору» (англ. Line of Sight, LoS) між камерою та тілом користувача;
- складність забезпечення приватності, особливо у побутових умовах;
- висока вартість систем із глибокими камерами або тепловізорами.

Полісомнографія та професійні медичні системи забезпечують високу точність, однак вони малопридатні для повсякденного або автономного застосування:

- складність і висока вартість обладнання;
- потреба у фаховому персоналі для налаштування та інтерпретації даних;
- незручність для користувача, особливо під час сну або тривалого перебування в системі моніторингу.

Крім технічних обмежень, більшість існуючих методів не є масштабованими або придатними до інтеграції в уже наявну інфраструктуру (наприклад, у звичайні житлові приміщення). Це створює бар'єри для їхнього використання в домашніх умовах, де спостереження за диханням могло б відігравати критично важливу роль, зокрема в контролі за станом людей похилого віку, дітей або пацієнтів із хронічними захворюваннями.

Таким чином, постає необхідність у розробці нових підходів до безконтактного моніторингу дихання, які б поєднували точність, зручність, доступність і непомітність для користувача. Одним із перспективних напрямів є використання бездротових технологій, зокрема Wi-Fi Sensing, як джерела інформації про дихальну активність людини, що не потребує жодних змін у звичному середовищі.

1.4 Принцип роботи Wi-Fi у контексті виявлення мікрорухів грудної клітки

Технологія Wi-Fi (Wireless Fidelity) – це один із найпоширеніших стандартів бездротової передачі даних, який широко використовується в повсякденному житті. Її функціонування ґрунтується на передачі радіосигналів у діапазонах частот 2,4 ГГц та 5 ГГц (а в новіших стандартах також 6 ГГц), які розповсюджуються у просторі, відбиваючись від об'єктів і взаємодіючи з оточенням. Саме ця властивість поширення сигналу створює можливість використання Wi-Fi не тільки як каналу зв'язку, але й як інструмента для аналізу змін у навколишньому середовищі.

Коли людина перебуває у зоні покриття WiFi-сигналу, її тіло діє як пасивний об'єкт розсіювання. Під час дихання грудна клітка здійснює мікрорухи, які, хоч і невеликі за амплітудою, здатні змінювати характеристики радіосигналу – зокрема фазу, амплітуду, час затримки або інтерференцію хвиль. Це відкриває можливість неінвазивного моніторингу дихання шляхом аналізу впливу цих змін на сигнал, що проходить між передавачем і приймачем.

В основі цього підходу лежить поняття радіохвильової пропagaції – тобто процесу, за якого електромагнітні хвилі поширюються через середовище. У реальних умовах WiFi-сигнал не рухається по прямій – він багаторазово відбивається, заломлюється, дифрагує на об'єктах у приміщенні, створюючи мультишляховий ефект. Таким чином, приймач фіксує сукупність сигналів, що пройшли різними шляхами з різними затримками. Якщо в зоні дії з'являється рухомий об'єкт (наприклад, грудна клітка під час дихання), це призводить до динамічної модуляції характеристик сигналу, яку можна виявити, обробивши дані, отримані з приймача.

Один із ключових параметрів, який дозволяє фіксувати подібні зміни, – це CSI. CSI містить інформацію про амплітуду та фазу сигналу на кожному піднесеному несучому (subcarrier) каналі, що використовується у сучасних WiFi-протоколах, зокрема IEEE 802.11n/ac/ax. На відміну від більш простого

2025 р.

показника RSSI, який дає лише усереднену потужність сигналу, CSI забезпечує високоточне уявлення про зміну сигналу у просторі, що дозволяє детектувати мікрорухи, включаючи дихання.

Фізичні принципи, що лежать в основі цього явища, включають:

- ефект Доплера: зміна частоти відбитого сигналу внаслідок руху тіла;
- інтерференцію хвиль: посилення або ослаблення сигналу через накладання прямих і відбитих хвиль;
- фазові зсуви: навіть міліметрові переміщення викликають зміну фази на десятки градусів;
- варіації амплітуди: зміни інтенсивності сигналу через зміну середовища передачі.

Таким чином, звичайна WiFi-інфраструктура – маршрутизатор і один або кілька приймачів (наприклад, ноутбук, смартфон, ESP32-плата з WiFi-чипом) – може використовуватися як сенсорна система, здатна відстежувати дихання без будь-яких додаткових сенсорів. Це дозволяє створити недорогі, непомітні та масштабовані рішення для моніторингу життєвих функцій у реальному часі.

У наступному підрозділі буде детальніше розглянуто, що таке Channel State Information, як його отримують із WiFi-пристроїв та чому саме він є ключовим для точного виявлення дихальних процесів

1.5 CSI: поняття, доступність, особливості

CSI – це набір параметрів, який описує, як радіосигнал змінюється при проходженні через бездротове середовище від передавача до приймача. У контексті стандартів Wi-Fi, таких як IEEE 802.11n/ac/ax, CSI надає точну інформацію про амплітуду та фазу сигналу на кожному піднесеному несучому (subcarrier) у системах із ортогональним частотним мультиплексуванням (OFDM).

Це робить CSI надзвичайно цінним для аналізу впливу середовища на сигнал і, відповідно, для виявлення змін у цьому середовищі – наприклад, через мікрорухи тіла людини, пов'язані з диханням.

Був проведений простий експеримент [1], де дозволимо людині ходити і падати в обставленій меблями кімнаті, і отримаємо дані про швидкість за допомогою CSI-дані, зібрані за допомогою WiFi-джерела, розташованого в іншій кімнаті.

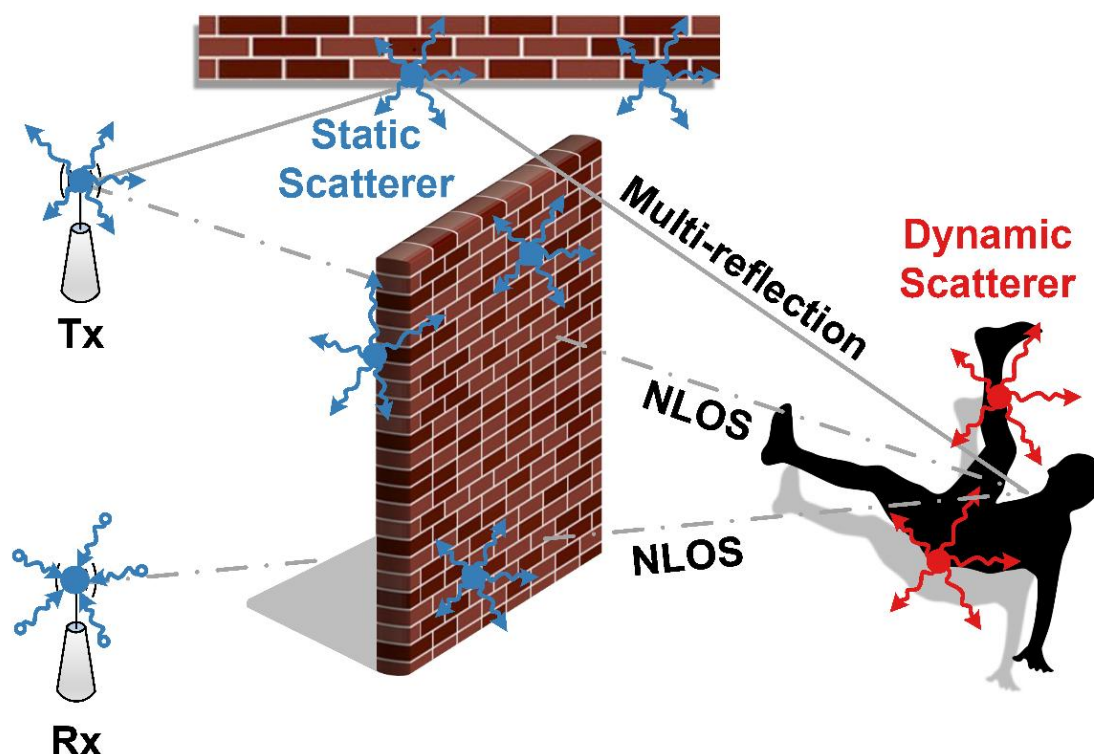


Рисунок 1.3 – Схема експерименту

Як показано на рис. 1.3, навіть в умовах відсутності прямої видимості і багатопроменевого забруднення, швидкість ходьби і швидкість падіння оцінюються послідовно, демонструючи стійкість до різноманітності навколишнього середовища. На рис. 1.4 наведені вимірювання в ході цього експерименту.

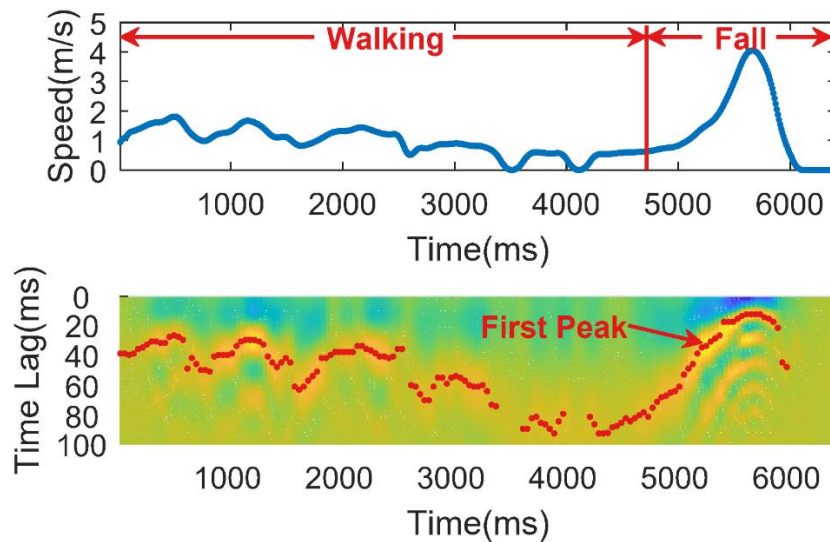


Рисунок 1.4 – Вимірювання CSI у експерименті

Основні характеристики CSI:

- структура: CSI вимірюється для кожної пари передавальних і приймальних антен на кожному subcarrier. Наприклад, для WiFi-з'єднання з 3 антенами на обох кінцях і 30 subcarrier'ами, CSI включає $3 \times 3 \times 30$ комплексних значень;
- комплексні значення: Кожне значення CSI містить реальну та уявну частини, які можна подати у вигляді амплітуди та фази;
- чутливість до руху: навіть незначні зміни положення об'єктів (до міліметрового рівня) призводять до змін фази й амплітуди сигналів – і це фіксується через CSI.

Переваги CSI у задачах виявлення дихання:

- висока точність: CSI дозволяє виявляти періодичні рухи з дуже малою амплітудою (менше 1 см), які характерні для дихального процесу;
- стабільність у часі: при належній фільтрації та обробці даних, CSI забезпечує стабільні вимірювання навіть у шумних середовищах;
- можливість багатоканального аналізу: інформація з кількох антен або subcarrier'ів дозволяє здійснювати більш глибокий аналіз сигналу, компенсувати шум і покращити точність виявлення.

Отримання CSI. За замовчуванням більшість WiFi-пристроїв не надають доступу до CSI, оскільки ця інформація використовується лише на рівні фізичного шару (англ. PHY). Проте, для дослідницьких цілей існують модифіковані драйвери й платформи, які дозволяють збирати CSI у реальному часі. Найпоширеніші з них:

- Intel 5300 NIC з модифікованим драйвером (Linux-орієнтоване рішення);
- Atheros та Qualcomm чипи з доступом через open-source SDK;
- ESP32/ESP32-S3 – недорогі мікроконтролери з WiFi-модулями, що дозволяють збирати спрощений CSI або RSSI у реальному часі;
- Pluto SDR, USRP та інші SDR-рішення для глибшого радіоаналізу.

Дослідження показують, що навіть за допомогою недорогого обладнання, такого як ESP32 (приблизно 5USD), можливо реалізувати простий моніторинг дихання через аналіз варіацій CSI або RSSI.

Проблеми та виклики при роботі з CSI:

- шум і нестабільність: у реальному середовищі CSI-сигнали часто зашумлені. Необхідне фільтрування та згладжування для виділення корисного сигналу;
- залежність від конфігурації середовища: зміни в приміщенні (наприклад, переміщення меблів) можуть впливати на базову структуру CSI, що вимагає адаптивних алгоритмів;
- калібрування: для точного аналізу іноді необхідне початкове калібрування, особливо в новому або складному просторі.

Channel State Information є потужним джерелом даних, яке дозволяє перетворити звичайні WiFi-пристрої на безконтактні сенсори дихання. Завдяки високій чутливості та доступності (через модифіковане ПЗ або відповідне обладнання), CSI забезпечує новий рівень пасивного моніторингу фізіологічного стану людини.

Висновки до розділу 1

У цьому розділі було здійснено комплексний огляд проблеми моніторингу дихання людини та можливостей її вирішення за допомогою безконтактних методів, зокрема через аналіз характеристик WiFi-сигналу. Розглянуто обмеження традиційних технологій – таких як камери, сенсори та медичні пристрої, – що ускладнюють їхнє застосування в умовах домашнього середовища або на постійній основі через вартість, інвазивність чи потребу у прямій видимості.

Було проаналізовано фізичні основи функціонування Wi-Fi у контексті виявлення мікрорухів, а також пояснено, як саме WiFi-сигнал реагує на рухи грудної клітки під час дихання. Увагу зосереджено на ключовому параметрі – CSI, – який надає детальну інформацію про стан каналу передачі і дає змогу фіксувати навіть незначні зміни у просторі.

Отже, аналіз наявних методів та технологій підтвердив доцільність дослідження та розробки системи моніторингу дихання на основі Wi-Fi у межах цієї роботи. У наступному розділі буде представлено архітектуру запропонованої системи, опис вибраного обладнання, програмного забезпечення та методи обробки сигналу, які використовуватимуться для досягнення поставленої мети.

2 ПРОЄКТУВАННЯ СИСТЕМИ ВИЯВЛЕННЯ ПОРУШЕНЬ ДИХАННЯ ЗА ДОПОМОГОЮ WI-FI

2.1 Система виявлення порушення дихання

Система виявлення порушень дихання, що розробляється в межах даної роботи, базується на принципі пасивного безконтактного моніторингу за допомогою аналізу CSI з WiFi-сигналів. Основна перевага цього підходу полягає у відсутності необхідності у носимих пристроях, що робить його більш зручним та природним для користувача.

Система складається з трьох основних етапів:

- 1) збір даних (WiFi-модуль);
- 2) обробка та фільтрація сигналу;
- 3) аналіз нейромережею та виявлення порушень дихання.

На першому етапі WiFi-пристрій, який підключений до комп'ютера, буде роздавати сигнал та збирати інформацію про його стан. Сигнал обробляється на рівні WiFi-приймача: фільтрація шуму (смугові фільтри), нормалізація амплітуд та фаз, сегментація на вікна фіксованої довжини (наприклад, 5–10 секунд).

Навіть незначні коливання тіла людини під час дихання змінюють характеристики сигналу між передавачем і приймачем. Таким чином, CSI-дані стають джерелом інформації про частоту, регулярність і ритм дихання (рис. 2.1).

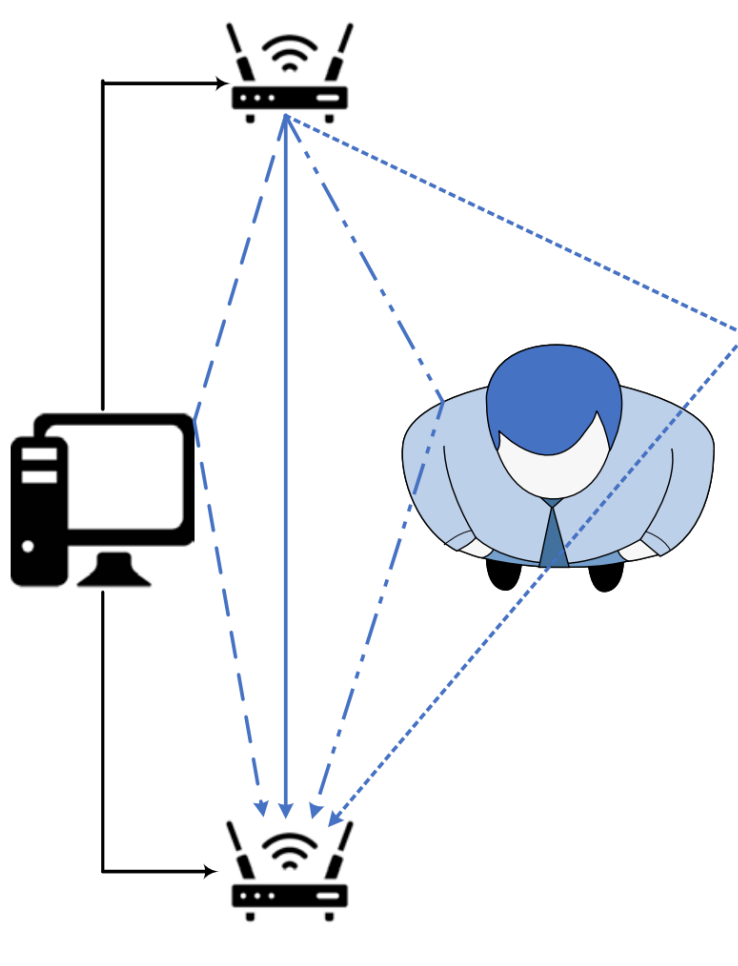


Рисунок 2.1 – Схема збору даних

Далі отримані дані оброблятися. При обробці непотрібні значення відкидаються, а необхідна сутність інформацію буде нормалізуватися для аналізу нейромережею.

«Сирі» CSI-дані містять велику кількість шуму, тому перед подачею на нейромережу виконується їх обробка (рис. 2.2):

- 1) фільтрація шуму та нормалізація. Застосування середньозважених ковзних фільтрів, Butterworth або Savitzky-Golay фільтрів для згладжування даних. Усунення базової зміщеності амплітуди та фази (DC-offset), приведення до нульового середнього значення. Нормалізація вхідних даних для забезпечення стабільної роботи моделей машинного навчання;

- 2) виділення релевантних частотних компонент. Застосування перетворення Фур'є (англ. Fast Fourier Transform, FFT) для переходу у частотну

область. Частотний діапазон дихання зазвичай становить 0,1–0,5 Гц. Частини сигналу поза цим діапазоном вважаються шумом і відкидаються;

3) сегментація сигналу за часовими вікнами. Сигнал ділиться на перекривні вікна фіксованої довжини (наприклад, 5–10 секунд). Це дозволяє формувати множину послідовностей, кожна з яких відображає характер дихання за короткий інтервал часу;

4) побудова ознак (features). З амплітудної та фазової інформації обчислюються додаткові ознаки: середньоквадратичне відхилення, енергія, коефіцієнт варіації, спектральна щільність. Для фазової компоненти застосовуються методи вирівнювання, такі як декомпозиція головного компонента (англ. Principal Component Analysis, PCA) або differential phase analysis;

5) формування вхідних даних для нейромережі. Після обробки кожне вікно CSI-послідовності подається як багатовимірний масив:

N (часові відмітки) $\times$ M (кількість піднесених тонів або антенних пар).

За потреби виконується ресемплінг (зміна частоти дискретизації) або перетворення у спектрограми (для використання CNN).



Рисунок 2.2 – Послідовність обробки сигналу

Нейромережіві методи дозволяють ефективно працювати з зашумленими, складними за структурою даними та здійснювати автоматичне виявлення прихованих закономірностей, які важко виявити класичними алгоритмами. Основна мета застосування нейронної мережі – автоматична класифікація респіраторної активності на нормальні та аномальні патерни дихання на основі параметрів WiFi-сигналу.

На етапі навчання мережа вивчає шаблони нормального дихання та аномалій, таких як:

- занадто низька або висока частота дихання;
- зупинка дихання (апноє);
- нерегулярне дихання або затримки.

Після навчання модель може в реальному часі класифікувати потік CSI-даних як нормальний або такий, що вказує на порушення дихання (рис. 2.3).

Налаштування нейромережі

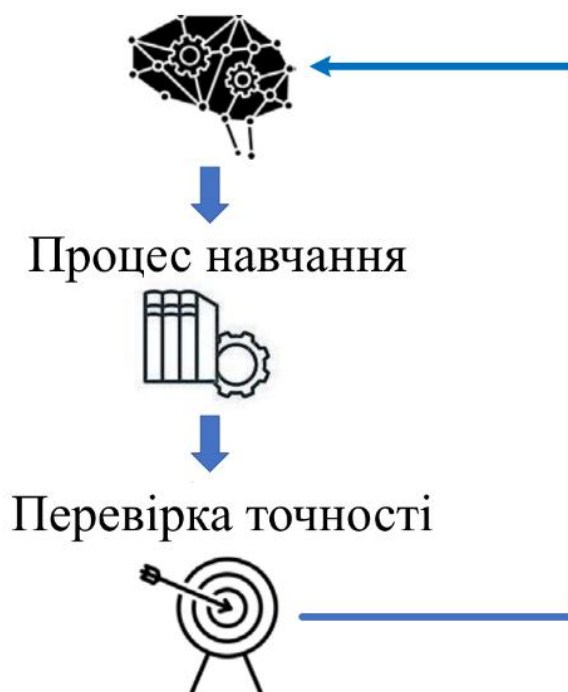


Рисунок 2.3 – Навчання нейромережі

На основі прогнозів нейромережі система генерує повідомлення:

- 1) «Норма» – якщо ритм дихання стабільний;
- 2) «Попередження» – якщо виявлено аномалію (наприклад, епізод апное або нерівномірне дихання).

Ці дані можуть виводитись на дисплей, зберігатися локально або передаватися на сервер для подальшого аналізу/повідомлень родичам чи лікарю.

2.2 Вибір WiFi-модуля

Однією з ключових складових системи безконтактного моніторингу дихання є модуль бездротового зв'язку, здатний надавати доступ до CSI. CSI містить детальну інформацію про характеристики радіоканалу між передавачем і приймачем, що дозволяє відслідковувати навіть незначні зміни, викликані рухами грудної клітки під час дихання. На жаль, не всі розповсюджені домашні WiFi-роутери надають доступ до аналізу CSI сигналу, тому необхідно обрати рішення зі здатністю збору та передачі значень CSI сигналу.

Для забезпечення коректної роботи системи виявлення порушень дихання на основі аналізу характеристик WiFi-сигналу, WiFi-модуль повинен відповідати ряду технічних та функціональних вимог. Нижче наведено основні з них, з урахуванням специфіки задачі:

а) основна вимога до модуля – можливість отримувати CSI-дані з WiFi-пакетів. Це передбачає підтримку стандарту IEEE 802.11n (або вищого) для багатонесучої передачі (OFDM); роботи з множинними піднесеними носіями (subcarriers); наявність драйверів або утиліт для доступу до CSI на рівні прошивки (наприклад, Nexmon CSI, Intel CSI Tool);

б) щоб виявити коливання, спричинені диханням, модуль повинен підтримувати достатню частоту зчитування CSI-даних: мінімальна частота 10-20 Гц, яка дозволяє відстежувати повільні респіраторні коливання;

оптимальна частота 50–100 Гц, що забезпечує високу роздільну здатність для виявлення дрібних змін у сигналі;

в) WiFi-модуль повинен забезпечувати стабільну передачу та прийом пакетів без значних перерв або втрат, оскільки: переривання потоку CSI призводить до утрати важливої часової інформації; нестабільність сигналу погіршує якість навчання нейромережевої моделі.

г) WiFi-модуль повинен підтримувати режим моніторингу (monitor mode) для пасивного прослуховування пакетів; можливість захоплення Beacon/Probe/ACK пакетів, які використовуються для збору CSI.

Із урахуванням описаних вимог найбільш розповсюдженими є два варіанти WiFi-модулів: Intel 5300 NIC та Raspberry Pi 4 model B.

Intel 5300 NIC – одна з найвідоміших мережевих карт для досліджень у галузі бездротових сенсорних систем (табл. 2.1). Основною її перевагою є повна підтримка збору CSI-даних на фізичному рівні за допомогою інструмента Intel CSI Tool, який надає доступ до матриць MIMO-CSI, включаючи фазу та амплітуду для кожного піднесеного носія (subcarrier). Це дозволяє отримувати високоточні дані з високою частотою дискретизації – до кількох сотень вимірювань на секунду.

Таблиця 2.1 – Технічні характеристики Intel 5300 NIC [18]

Характеристика	Значення
Інтерфейс підключення	PCIe Mini Card
Стандарти Wi-Fi	IEEE 802.11a/b/g/n
Діапазони частот	2,4 ГГц та 5 ГГц
Максимальна пропускна здатність	До 450 Мбіт/с
Кількість антен	3 (MIMO 3×3)
Підтримка CSI	Так, за допомогою модифікованого драйвера (Linux 802.11n CSI Tool)

Характеристика	Значення
Сумісні ОС	Linux (обмежена підтримка Windows)
Підтримка драйверів	iwlwifi (для Linux), з можливістю модифікації
Живлення	Через PCIe Mini Card
Розміри	Приблизно 26,8 мм × 30 мм
Особливості	Може зчитувати CSI на рівні фізичного шару (PHY layer)

Проте, Intel 5300 має суттєві недоліки у контексті практичного впровадження (рис. 2.4):

- плата доступна лише у форм-факторі miniPCIe, що потребує додаткових адаптерів для підключення до звичайного ПК;
- сумісність обмежена певними версіями Linux та драйверів;
- споживання енергії та розміри унеможливають використання у портативних або енергоефективних пристроях.



Рисунок 2.4 – Зображення Intel 5300 NIC

Raspberry Pi 4B – це одноплатний комп'ютер з широким спектром застосувань, у тому числі в проєктах вбудованих систем. Його вбудований WiFi-модуль Broadcom BCM43455 не підтримує офіційно CSI, однак завдяки проєкту Nexmon CSI стало можливим отримання базових CSI-даних. Nexmon

надає доступ до амплітудної та фазової інформації обмеженого набору піднесених носіїв.

Незважаючи на нижчу точність та меншу кількість антен (1x1 замість 3x3 MIMO в Intel), Raspberry Pi має значні переваги (табл. 2.2):

- компактність та низьке енергоспоживання, що дозволяє створити повністю автономний пристрій;
- сумісність з різними сенсорами, модулями та живленням;
- підтримка сучасних Linux-систем та активна спільнота;
- простота розгортання у побутових умовах або при тестуванні прототипів.

Таблиця 2.2 – Технічні характеристики Raspberry Pi 4 model B

Характеристика	Значення
Процесор	Broadcom BCM2711, Quad-core Cortex-A72 (ARM v8) 64-bit, 1.5 ГГц
Оперативна пам'ять (RAM)	2 Гбайт / 4 Гбайт / 8 Гбайт LPDDR4 (залежно від версії)
Wi-Fi модуль	802.11b/g/n/ac (2,4 ГГц і 5 ГГц), підтримка MU-MIMO, чип Cypress CYW43455
Bluetooth	Bluetooth 5.0, BLE
Енергоефективність	5 В через USB-C, споживання 3–7 Вт (залежно від навантаження)
Порти USB	2 × USB 2.0, 2 × USB 3.0
Відеовиходи	2 × micro-HDMI (до 4K)
Етернет	Gigabit Ethernet
Графіка	VideoCore VI
Операційна система	Raspberry Pi OS (Linux), інші дистрибутиви на базі Debian/Ubuntu

Характеристика	Значення
Підтримка збору CSI	Обмежена: не підтримується вбудованим Wi-Fi, але можлива через зовнішній Intel 5300 або інший USB модуль з CSI
GPIO	40 пінів GPIO
Інтерфейси розширення	CSI (камера), DSI (дисплей), I2C, SPI, UART
Розміри	85,6 мм × 56,5 мм
Процесор	Broadcom BCM2711, Quad-core Cortex-A72 (ARM v8) 64-bit, 1.5 ГГц
Оперативна пам'ять (RAM)	2 Гбайт / 4 Гбайт / 8 Гбайт LPDDR4 (залежно від версії)
Wi-Fi модуль	802.11b/g/n/ac (2,4 ГГц і 5 ГГц), підтримка MU-MIMO, чип Cypress CYW43455
Bluetooth	Bluetooth 5.0, BLE
Енергоефективність	5 В через USB-C, споживання 3–7 Вт (залежно від навантаження)
Порти USB	2 × USB 2.0, 2 × USB 3.0
Відеовиходи	2 × micro-HDMI (до 4K)
Мережевий порт	Gigabit Ethernet
Графіка	VideoCore VI
Операційна система	Raspberry Pi OS (Linux), інші дистрибутиви на базі Debian/Ubuntu
GPIO	40 пінів GPIO
Інтерфейси розширення	CSI (камера), DSI (дисплей), I2C, SPI, UART
Розміри	85,6 мм × 56,5 мм

Таким чином, Intel 5300 NIC є більш точним та потужним рішенням для дослідницьких лабораторій і складних аналітичних задач, де важлива максимальна точність CSI. У той же час Raspberry Pi 4B з Nexmon CSI є значно більш гнучким, доступним і практичним вибором для створення портативної, енергоефективної та економічної системи виявлення порушень дихання. Також не можна не зазначити модульність платформи Raspberry Pi: наявність USB портів; сам факт, що це одноплатний комп'ютер, у свою чергу це дозволяє розширювати систему для виявлення порушення дихання. Вище згадані ознаки нівелюють перевагу рішення від Intel. Саме тому для реалізації даної роботи обрано Raspberry Pi 4B як базову платформу (рис. 2.5).

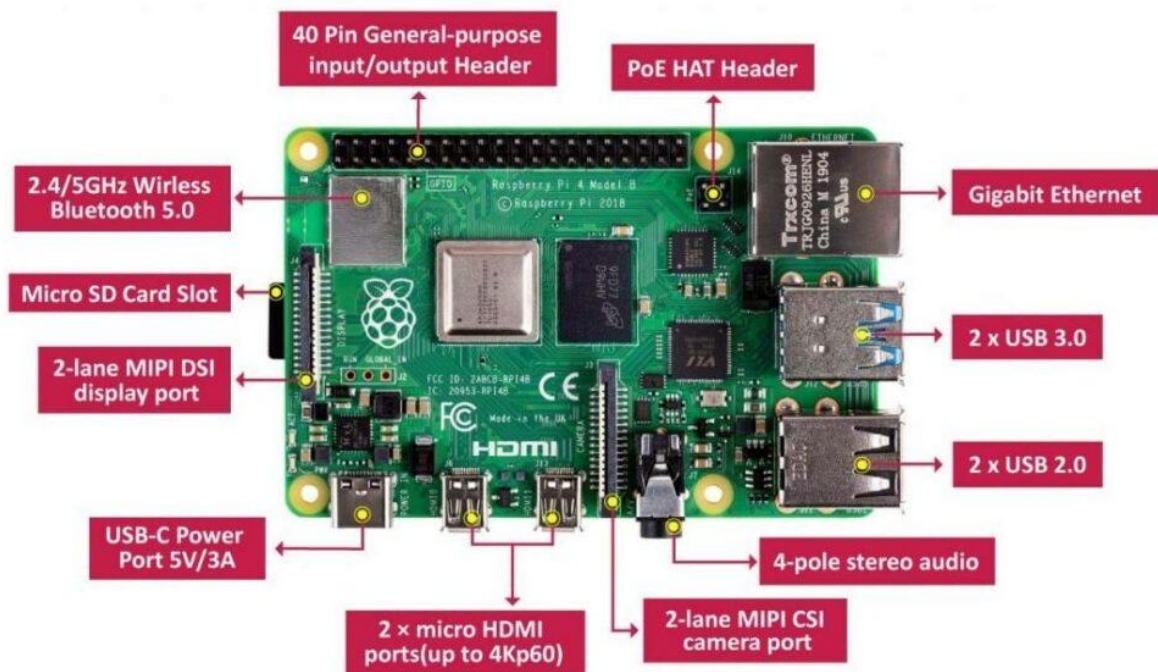


Рисунок 2.5 – Складові компоненти плати Raspberry Pi 4 model B [4]

Для реалізації системи виявлення порушень дихання було обрано Raspberry Pi 4 Model B як основну апаратну платформу.

Ключові характеристики Raspberry Pi 4 Model B:

- центральний процесор (CPU) Broadcom BCM2711 – 4-ядерний ARM Cortex-A72 (64-бітний) з частотою до 1,5 ГГц. Забезпечує достатню

обчислювальну потужність для обробки даних CSI та виконання аналітичних алгоритмів;

- оперативна пам'ять (RAM) Доступні варіанти з 2Гбайт, 4 Гбайт або 8 Гбайт LPDDR4 SDRAM. Об'єм пам'яті визначає можливість запуску обчислювально важких задач, таких як попередня обробка сигналів;

- Wi-Fi та Bluetooth-модулі Broadcom BCM43455: підтримка Wi-Fi 802.11b/g/n/ac (2,4 GHz та 5 GHz) і Bluetooth 5.0. З WiFi-модулем можна отримувати CSI-дані за допомогою патчу Nexmon, що є ключовим для даного проєкту;

- гігабітний Ethernet-порт, що дозволяє швидкий обмін даними з локальною мережею або сервером у разі потреби (наприклад, для зберігання логів або дистанційного керування);

- порти USB 2 × USB 3.0 для підключення високошвидкісних пристроїв (наприклад, накопичувачів або зовнішніх адаптерів). 2 × USB 2.0 для клавіатури, миші, модулів. Через USB також можливе підключення альтернативних WiFi-адаптерів, якщо потрібно розширити можливості збору сигналу;

- GPIO-піни 40-контактний GPIO-роз'єм дозволяє підключення зовнішніх сенсорів, світлодіодів, модулів управління або додаткових периферійних пристроїв. GPIO використовуються для розширення функціоналу або побудови інтерфейсів з іншими мікроконтролерами;

- HDMI 2 × micro-HDMI виходи, які підтримують виведення зображення у форматі 4K (1 × 4K@60 Гц або 2 × 4K@30 Гц). Застосовуються у випадках, коли необхідно вивести графічний інтерфейс або логування роботи системи у візуальній формі;

- слот для карти microSD використовується для зберігання операційної системи та проєктного програмного забезпечення. Рекомендується використовувати високошвидкісні карти об'ємом не менше 16–32 Гбайт;

- CSI/DSI інтерфейси CSI (Camera Serial Interface): для підключення камер. DSI (Display Serial Interface): для підключення офіційного дисплея Raspberry Pi;
- живлення подається через USB-C порт, рекомендована потужність 5V/3A. Плата може також живитися через GPIO при належному захисті.

Одним із альтернативних варіантів апаратної частини для збору Wi-Fi CSI-даних є використання мережевої карти Qualcomm Atheros AR9300 та інших моделей цієї лінійки (рис. 2.6). Цей Wi-Fi адаптер підтримує стандарт IEEE 802.11n, працює у діапазонах 2.4 ГГц та 5 ГГц, а також відомий тим, що сумісний із відкритим інструментарієм Atheros CSI Tool, який дозволяє отримувати CSI-інформацію з фізичного шару.

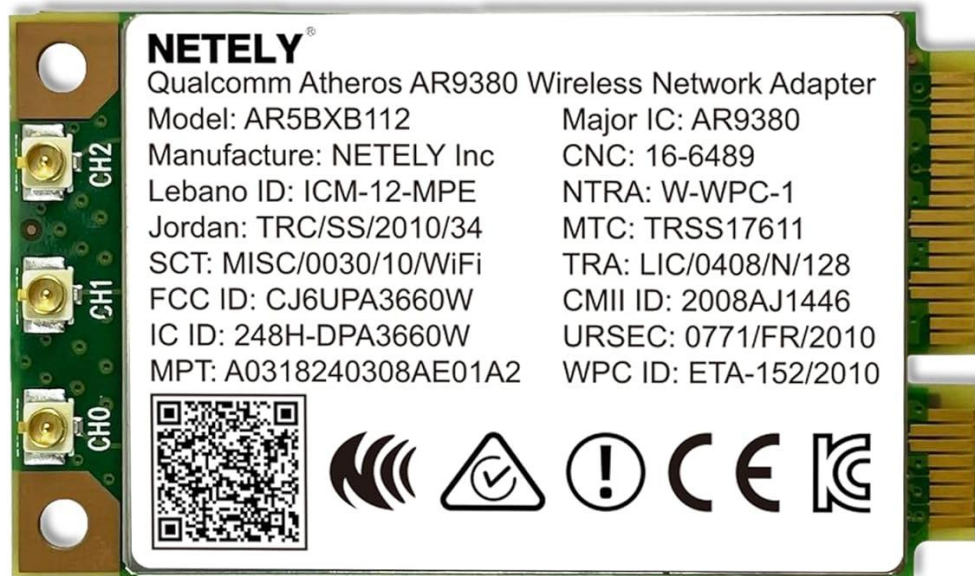


Рисунок 2.6 – Qualcomm Atheros AR9380

Перевагою AR9300 є те, що він дозволяє працювати з більшою кількістю піднесених каналів (до 56), ніж деякі інші модулі, а також має точнішу фазову інформацію. Це може бути корисним у задачах, де критичною є висока просторово-часова роздільна здатність. Крім того, цей адаптер добре підтримується в ОС Linux, особливо в поєднанні з дистрибутивами на базі Ubuntu або Debian та ядрами з відкритим драйвером *ath9k*.

До недоліків можна віднести потребу в підключенні до ПК через PCIe або miniPCIe, що обмежує мобільність системи у порівнянні з Raspberry Pi. Також збір CSI-даних із AR9300 вимагає встановлення специфічних патчів ядра та прошивок, а сам Atheros CSI Tool менш активно підтримується, ніж Nexmon CSI для Broadcom

Таблиця 2.3 – Технічні характеристики Qualcomm Atheros AR9380

Характеристика	Значення
Модель чипсету	Qualcomm Atheros AR9300 (наприклад, AR9380)
Підтримувані стандарти Wi-Fi	IEEE 802.11a/b/g/n
Діапазони частот	2.4 ГГц, 5 ГГц
Кількість антен (MIMO)	3x3 MIMO
Ширина каналу	20/40 МГц
Кількість піднесених каналів (subcarriers)	до 56 (на 20 МГц каналі)
Швидкість передачі даних	до 450 Мбіт/с
Інтерфейс підключення	PCIe / miniPCIe
Підтримка CSI-збору	Так (через Atheros CSI Tool на базі драйвера ath9k)
Сумісні ОС	Linux (Ubuntu, Debian, Kali Linux)
Потреба у патчах ядра	Так
Тип драйвера	Відкритий (ath9k)
Використання в наукових дослідженнях	Широко використовується в дослідженнях бездротового моніторингу
Живлення	Залежить від форм-фактора (зазвичай 3.3 В через PCIe)

Характеристика	Значення
Форм-фактор	miniPCIe / повнорозмірний PCIe

Ще одним сучасним і перспективним варіантом апаратної частини є Intel Wi-Fi 6 AX200(рис.2.7), який підтримує стандарт 802.11ax (Wi-Fi 6), працює в діапазонах 2.4 ГГц і 5 ГГц, та має підтримку 2x2 MU-MIMO. Завдяки високій ширині каналу (до 160 МГц) і кращій частотній ефективності, цей адаптер демонструє високу продуктивність, що робить його привабливим для задач бездротового моніторингу.

Раніше використання Intel AX200 для збору CSI було обмежене через відсутність відкритої підтримки з боку офіційних драйверів, однак завдяки появі проєкту PicoScenes ситуація суттєво змінилася. PicoScenes – це інструмент з відкритим кодом, що дозволяє отримувати, візуалізувати та зберігати CSI-дані з низки адаптерів Intel, зокрема AX200, використовуючи модифікований драйвер iwlwifi та високоточну синхронізацію даних. Крім CSI, цей фреймворк підтримує додаткову діагностику PHY-рівня, що робить його цінним інструментом для наукових досліджень.



Рисунок 2.7 – Intel AX200

Переваги AX200 з PicoScenes:

- Висока частотна роздільна здатність CSI;
- Підтримка нових стандартів Wi-Fi (802.11ax);
- Менше шуму в CSI порівняно з застарілими модулями (Intel 5300);
- Підтримка сучасних ОС та апаратних інтерфейсів (M.2, PCIe).

Серед недоліків слід зазначити:

- Відсутність офіційної підтримки від Intel;
- Необхідність встановлення модифікованих драйверів;
- Сумісність лише з обмеженим набором ядра Linux (зазвичай 5.4–6.x);

Таблиця 2.4 – Технічні характеристики Intel AX200

Характеристика	Значення
Модель чипа	Intel Wi-Fi 6 AX200
Стандарт Wi-Fi	IEEE 802.11ax (Wi-Fi 6), зворотна сумісність з 802.11a/b/g/n/ac
Частотні діапазони	2.4 ГГц, 5 ГГц
Ширина каналу	20, 40, 80, до 160 МГц
Максимальна швидкість передачі	до 2.4 Гбіт/с (залежить від каналу й частоти)
Конфігурація антен	2×2 MU-MIMO
Інтерфейс підключення	M.2 (Key E)
Підтримка CSI-збору	Так (через PicoScenes із модифікованим драйвером iwlwifi)
Інструменти збору CSI	PicoScenes (Linux-based), з високоточним таймуванням
Кількість піднесених каналів (subcarriers)	до 256 (на каналах шириною 80/160 МГц)
Сумісність з ОС	Linux (ядро 5.4–6.x, рекомендується Ubuntu 20.04/22.04)
Драйвер	Модифікований iwlwifi (через DKMS/patch)
Формат вихідних CSI-даних	.pcap або raw, із підтримкою аналізу у MATLAB, Python (через PicoScenes SDK)
Форм-фактор	Модулі формату M.2 2230 або 1216

Таким чином, Intel AX200 у поєднанні з PicoScenes можна розглядати як ефективне та сучасне рішення для збору Wi-Fi CSI, яке придатне для задач виявлення порушень дихання, за умови використання стаціонарного або

ноутбучного обладнання. У майбутньому цей підхід може повністю витіснити старіші адаптери (Intel 5300), якщо спільнота забезпечить ширшу підтримку та стабільність.

ESP32 – це досить потужна серія мікроконтролерів від Espressif Systems, яка ідеально підходить для застосунків, пов'язаних з бездротовими мережами та обробкою сигналів. Вона базується на 32-бітному процесорі Tensilica Xtensa LX6 і призначена для широкого спектру застосувань, включаючи IoT (Internet of Things, укр. Інтернет речей) обробку даних від різноманітних датчиків тощо.

Серія мікроконтролерів ESP32 є відкритою апаратно-програмною платформою, що дозволяє розробникам створювати власні проекти та модифікувати вихідний код відповідно до своїх потреб. Для застосунків використовується мова програмування C/C++. ESP32 підтримується великою спільнотою розробників та має багато бібліотек, прикладів коду та документації, що полегшує процес розробки.

Мікроконтролер ESP32 має набір вводу/виводу (GPIO) та підтримує декілька інтерфейсів, таких як UART, SPI, I2C, що дозволяє легко інтегрувати його з різноманітними датчиками, модулями та периферійними пристроями для збору додаткових даних.

Для розробки системи виявлення об'єктів на основі CSI мережі Wi-Fi, важливим є вибір моделі мікроконтролера, який забезпечить збір даних та ефективну обробку інформації. Тому доцільно детально розглянути декілька варіантів:

- – ESP32;
- – ESP32-S2;
- – ESP32-S3;
- – ESP32-C3;
- – ESP32-C6.

ESP32 – це універсальний та бюджетний мікроконтролер (рис. 2.8), розроблений компанією Espressif Systems і представлений ще у 2016 році. Даний мікроконтролер має наступні характеристики (табл. 2.5).



Рисунок 2.8 – ESP32-DevKit-V1

ESP32 є потужним та багатофункціональним рішенням, особливо для проєктів, які вимагають високої обчислювальної потужності, багатозадачності та широкого спектру інтерфейсів. Його двоядерний процесор, велика кількість GPIO та підтримка як Wi-Fi, так і Bluetooth роблять його ідеальним для складних IoT-застосувань, систем обробки даних у реальному часі та проєктів, що вимагають бездротового зв'язку.

Таблиця 2.5 – Технічні характеристики ESP32

Характеристика	Значення
Процесор	Dual-core Xtensa LX7, до 240 МГц
Пам'ять	320 кбайт SRAM, до 4 Мбайт вбудованої flash-пам'яті

Характеристика	Значення
Wi-Fi	802.11b/g/n (2,4 ГГц)
Bluetooth	Bluetooth 5.0 LE
GPIO	До 43 програмованих виводи
Інтерфейси	USB OTG, SPI, I ² C, I ² S, UART

ESP32-S2 – однопоточний мікроконтролер, який має наступні характеристики, узагальнені до табл. 2.3

Таблиця 2.6 – Технічні характеристики ESP32-S2

Характеристика	Значення
Процесор	Dual-core Xtensa LX7, до 240 МГц
Пам'ять	320 кбайт SRAM, до 4 Мбайт вбудованої flash-пам'яті
Wi-Fi	802.11b/g/n (2,4 ГГц)
Bluetooth	Bluetooth 5.0 LE
GPIO	До 43 програмованих виводи
Інтерфейси	USB OTG, SPI, I ² C, I ² S, UART

ESP32-S2 (рис. 2.9) оптимізований для низького енергоспоживання та має вбудований USB інтерфейс, що може спростити процес програмування та взаємодії з комп'ютером. Однак, відсутність підтримки Bluetooth та наявність лише одного ядра процесора можуть обмежити його застосування в деяких сценаріях



Рисунок 2.9 – ESP32-S2-DevKitC-1R

ESP32-S3 – це мікроконтролер є покращеною версією ESP32-S2, з такими характеристиками, наведеними у табл. 2.7.

Таблиця 2.7 – Характеристики ESP32-S3

Характеристика	Значення
Процесор	Dual-core Xtensa LX7, до 240 МГц
Пам'ять	512 кбайт SRAM, до 8 Мбайт вбудованої flash-пам'яті
Wi-Fi	802.11b/g/n (2,4 ГГц)
Bluetooth	Bluetooth 5.0 LE

Характеристика	Значення
GPIO	До 45 програмованих виводи
Інтерфейси	USB OTG, SPI, I ² C, I ² S, UART

ESP32-S3(рис. 2.10) має двоядерний процесор та підтримку Bluetooth 5.0 LE, що робить його більш універсальним для IoT-проектів. Його збільшена пам'ять та кількість GPIO роблять його привабливим для більш складних застосувань, включаючи обробку CSI-даних.

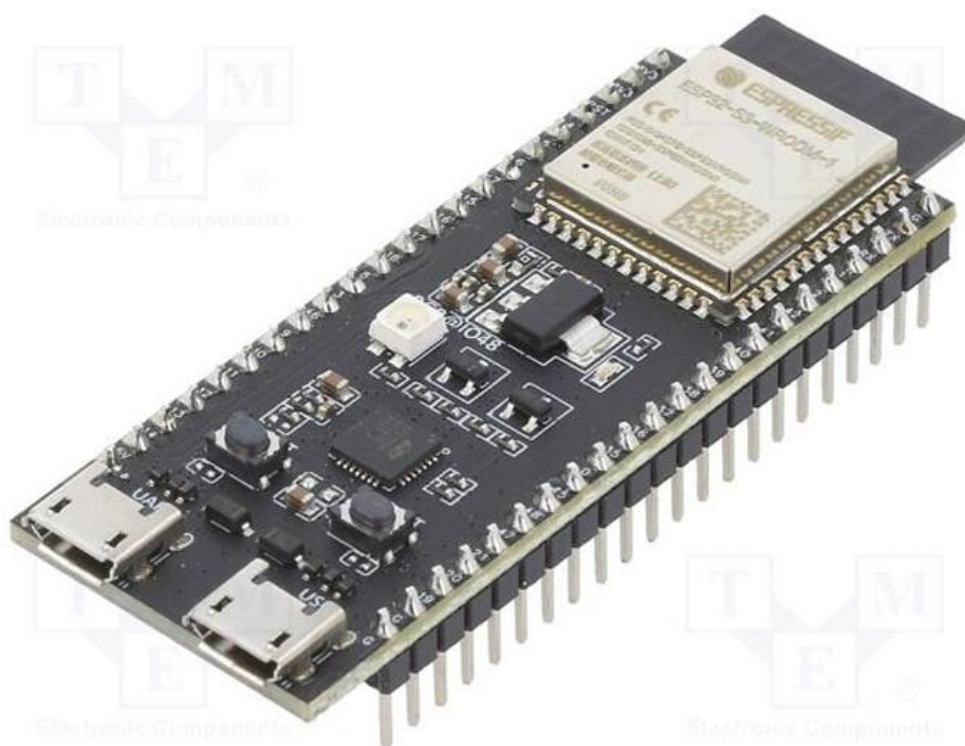


Рисунок 2.10 – ESP32-S3-DevKitC-8

Мікроконтролер ESP32-C3 побудований на архітектурі RISC-V та має характеристики, наведені у табл. 2.8.

Таблиця 2.8 – Технічні характеристики ESP32-C3

Характеристика	Значення
Процесор	Dual-core Xtensa LX7, до 240 МГц
Пам'ять	320 кбайт SRAM, до 4 Мбайт вбудованої flash-пам'яті

Характеристика	Значення
Wi-Fi	802.11b/g/n (2,4 ГГц)
Bluetooth	Bluetooth 5.0 LE
GPIO	До 43 програмованих виводи
Інтерфейси	USB OTG, SPI, I ² C, I ² S, UART

ESP32-C3 (рис. 2.11) є компактним та економічно ефективним рішенням, особливо для проєктів, де важливі мініатюризація та низька вартість (рис. 2.11). Його архітектура RISC-V може забезпечити кращу енергоефективність, але менша кількість GPIO та нижча тактова частота можуть обмежити його застосування в складних системах обробки CSI.

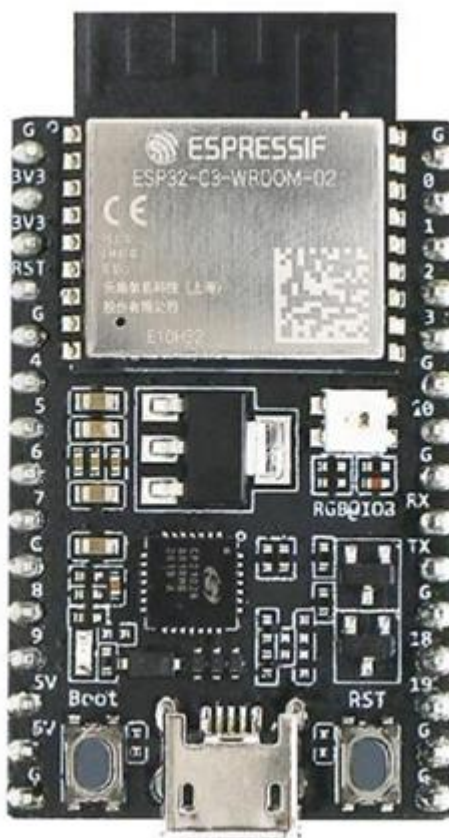


Рисунок 2.11 – ESP32-C3-DevKitC-02

ESP32-C6 – найновіший мікроконтролер в серії ESP32, який має такі характеристики, наведені у табл. 2.9

Таблиця 2.9 – Технічні характеристики ESP32-C6

Характеристика	Значення
Процесор	32-bit single-core RISC-V, до 160 МГц
Пам'ять	400 кбайт SRAM, до 4 Мбайт вбудованої flash-пам'яті
Wi-Fi	802.11a/b/g/n (2,4 та 5 ГГц)
Bluetooth	Bluetooth 5.0 LE
GPIO	30 програмованих виводи
Інтерфейси	SPI, I ² C, I ² S, UART, RMT, MCPWM

ESP32-C6 (рис. 2.12) відрізняється підтримкою Wi-Fi на частотах 2,4 ГГц та 5 ГГц, а також стандарту IEEE 802.15.4, що робить його ідеальним для систем, які потребують різноманітних протоколів зв'язку (табл. 2.7). Його збільшена кількість GPIO у порівнянні з ESP32-C3 також розширює можливості підключення датчиків та пристроїв



Рисунок 2.12 – ESP32-C6-DevKit-C1

Таблиця 2.10 – Порівняння ESP32 мікроконтролерів

Параметри	ESP32	ESP32-S2	ESP32-S3	ESP32-C3
Процесор	Tensilica Hitensa 32-bit LX6	Tensilica Hitensa 32-bit LX7	Tensilica Hitensa 32-bit LX7 dual core	RISC-V 32-bit
SRAM, Kbyte	520	320	512	400
ROM, Kbyte	448	128	384	384
JTAG	Так	Так	n/a	Так
Ken, Kbyte	64	8/16 (configurable)	n/a	16
Версія Wi-Fi	Wi-Fi 4	Wi-Fi 4	Wi-Fi 4	Wi-Fi 4
Версія Bluetooth	BLE 4.2 (upgrade to 5.0, with limitations)	Hi	BLE 5.0	BLE 5.0
Ethernet	Так	Hi	n/a	Hi
RTC memory, Kbyte	16	16	16	8
PMU	Так	Так	n/a	Так
ULP coprocessor	Так	ULP-RISC-V	n/a	Hi
Cryptographic Accelerator	SHA, RSA, AES, RNG	SHA, RSA, AES, RNG, HMAC, Digital Signature	SHA, RSA, AES, RNG, HMAC, Digital Signature	SHA, RSA, AES, RNG, HMAC, Digital Signature
Secure boot	Так	Так	Так	Так

Параметри	ESP32	ESP32-S2	ESP32-S3	ESP32-C3
Flash encryption	Так	XTS-AES-128/256	Так	XTS-AES-128
SPI	4	4	n/a	3
I2C	2	2	n/a	1
I2S	2	1	n/a	1
UART	3	2	n/a	2
GPIO	34	43	44	22
LED PWM	16	8	n/a	6
MCPWM	6	0	2	0
Pulse counter	8	4	n/a	0
USB	Hi	USB OTG 1.1	n/a	Serial/JTAG

У результаті аналізу був обран мікрокомп'ютер Raspberry Pi 4B як основа апаратної частини системи, що забезпечує достатню продуктивність, підтримку Wi-Fi-модуля та сумісність із Nexmon CSI. Обране рішення є оптимальним з погляду вартості, енергоефективності та гнучкості для подальшої інтеграції.

2.3 Вибір нейромережевої моделі

Одним із ключових етапів побудови системи виявлення порушень дихання на основі CSI є вибір адекватної моделі машинного навчання, яка здатна ефективно обробляти часові залежності та виявляти складні закономірності у багатовимірних сигналах.

Штучна нейронна мережа (ШНМ) – це математична модель, яка імітує роботу біологічного мозку людини. Вона складається з великої кількості взаємопов'язаних елементів – нейронів, які організовані у шари: вхідний, приховані та вихідний. Основна здатність нейромереж – навчатися на основі прикладів, що дозволяє моделі самостійно виявляти закономірності у

складних, неструктурованих даних, які важко або неможливо описати традиційними алгоритмами.

Ключові особливості нейронних мереж:

- а) здатність узагальнювати знання, отримані з навчальної вибірки;
- б) можливість працювати з великою кількістю параметрів і складними функціями;
- в) адаптивність – можливість перенавчання при зміні умов;
- г) ефективність при роботі з нелінійними та багатовимірними даними.

Враховуючи складність сигналів, їхню часову структуру та наявність шуму, для обробки даних необхідно провести порівняльний аналіз наявних моделей. Правильний вибір архітектури нейромережі суттєво впливає на якість розпізнавання дихальних патернів. CSI-сигнали, що використовуються в роботі, є багатовимірними часовими рядами. Вони фіксують динамічні зміни у WiFi-середовищі, викликані мікрорухами тіла під час дихання. Ці зміни відбуваються на рівні декількох герц, є малопомітними та можуть бути легко перекриті зовнішнім шумом, що робить задачу класифікації складною. Тому модель має задовольняти наступні вимоги:

- вміти працювати з послідовностями (часовими рядами);
- бути стійкою до шуму;
- забезпечувати високу точність класифікації навіть на коротких відрізках сигналу;
- бути придатною для використання в реальному часі.

При виборі нейромережевої моделі для аналізу Wi-Fi CSI-сигналів у задачі виявлення порушень дихання важливо враховувати специфіку даних – це часові послідовності з багатьма каналами, де важливими є як локальні ознаки, так і довготривалі залежності. основні типи нейромереж, які найчастіше застосовуються у схожих завданнях, їхні переваги та обмеження.

Рекурентні нейронні мережі (англ. RNN) та LSTM-мережі (англ. Long Short-Term Memory) спеціалізовані на обробці послідовностей, здатні зберігати інформацію про попередні стани. LSTM уникає проблеми

затухаючого градієнта, що дозволяє вивчати довготривалі залежності. Добре підходить для аналізу тривалих часових інтервалів у сигналів (рис. 2.6). Але мають відносно високу обчислювальну складність і час навчання. Може вимагати значних ресурсів, що ускладнює застосування на вбудованих пристроях без апаратного прискорення.

Конволюційні нейронні мережі (англ. Convolutional Neural Network, CNN) ефективно виділяють локальні патерни та особливості сигналу (рис. 2.7). Висока швидкість обробки, особливо при роботі з 1D-даними. Можуть бути менш вимогливими до ресурсів. Обмежена здатність до захоплення довготривалих залежностей у послідовності. Можуть вимагати додаткових методів для врахування контексту.

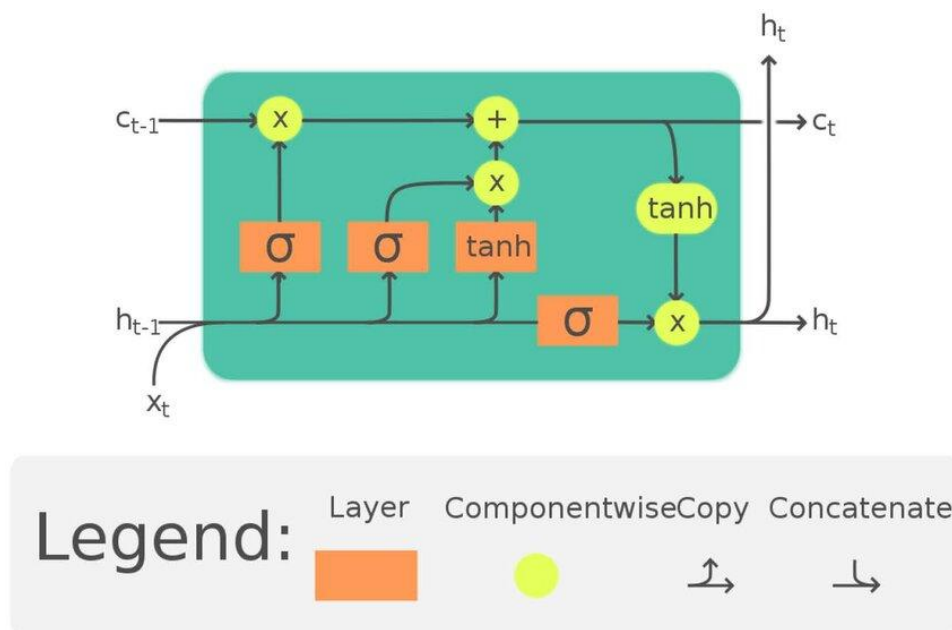


Рисунок 2.13 – Схема LSTM-моделі [19]

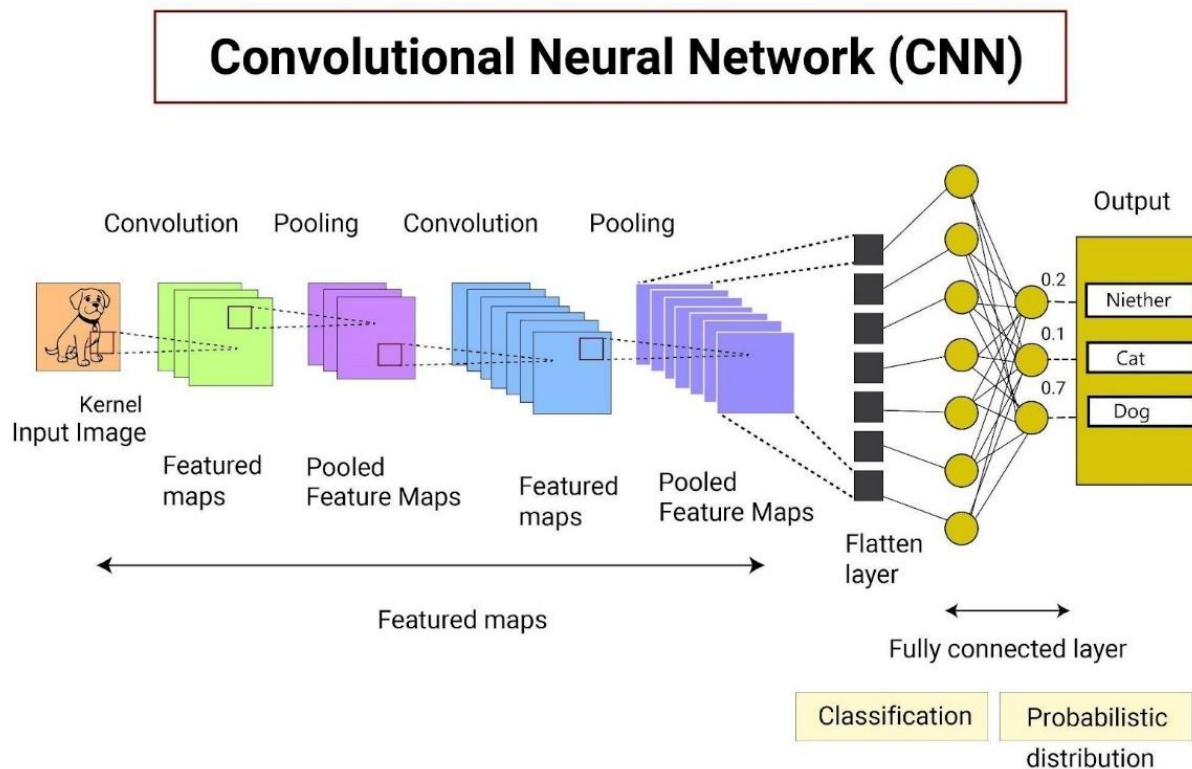


Рисунок 2.14 – Схема CNN-моделі [20]

Гібридні моделі CNN + LSTM комбінують сильні сторони CNN (виділення локальних ознак) та LSTM (аналіз послідовності). Підвищена точність та стабільність роботи на часових даних з комплексною структурою. Збільшена складність архітектури та вищі вимоги до обчислювальних ресурсів. Потребує ретельного налаштування гіперпараметрів.

Автокодуювальники (Autoencoders) підходять для виявлення аномалій за рахунок навчання представлення нормальних сигналів (рис. 2.8). Можуть працювати без міток. Складність інтерпретації результатів. Можуть бути менш точними при класифікації конкретних типів порушень.

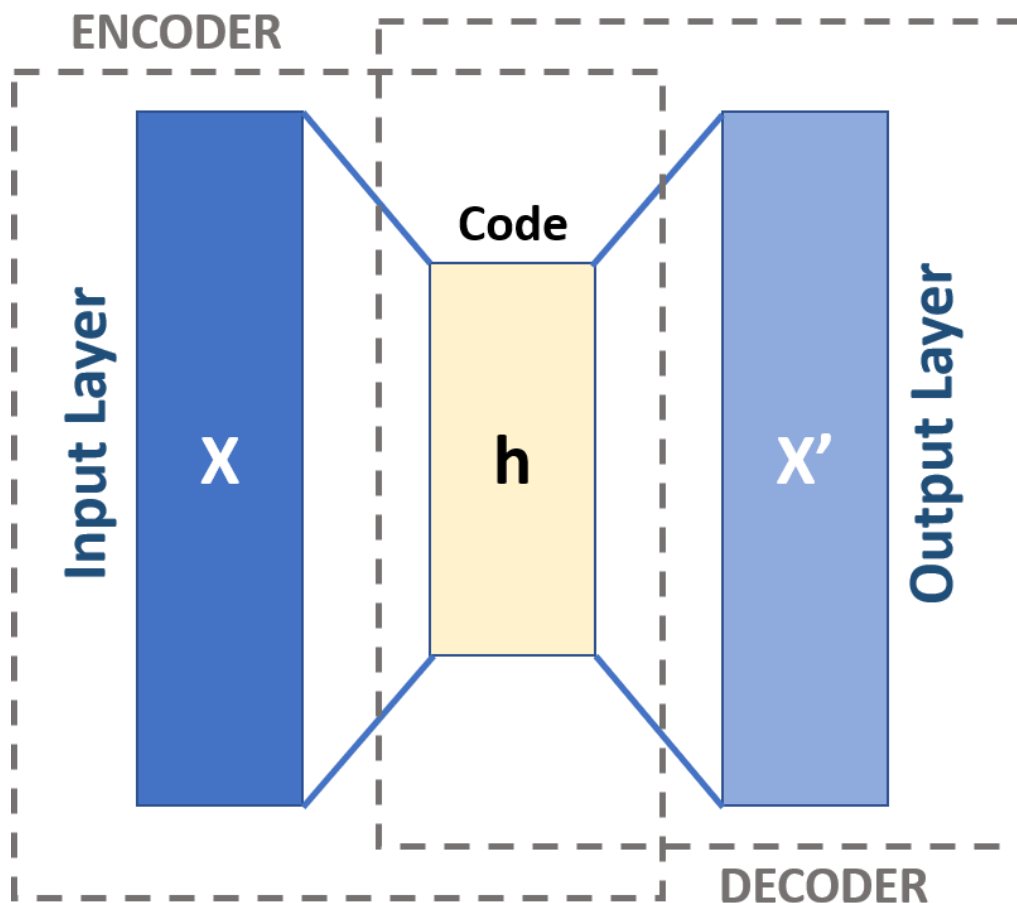


Рисунок 2.15 – Схема моделі Автокодувальників [21]

Трансформери мають високу ефективність у захопленні довготривалих залежностей за рахунок механізму уваги (рис. 2.9). Широко використовуються в обробці послідовностей. Вкрай ресурсозатратні, складні для впровадження на вбудованих пристроях. Потребують великої кількості даних для навчання.

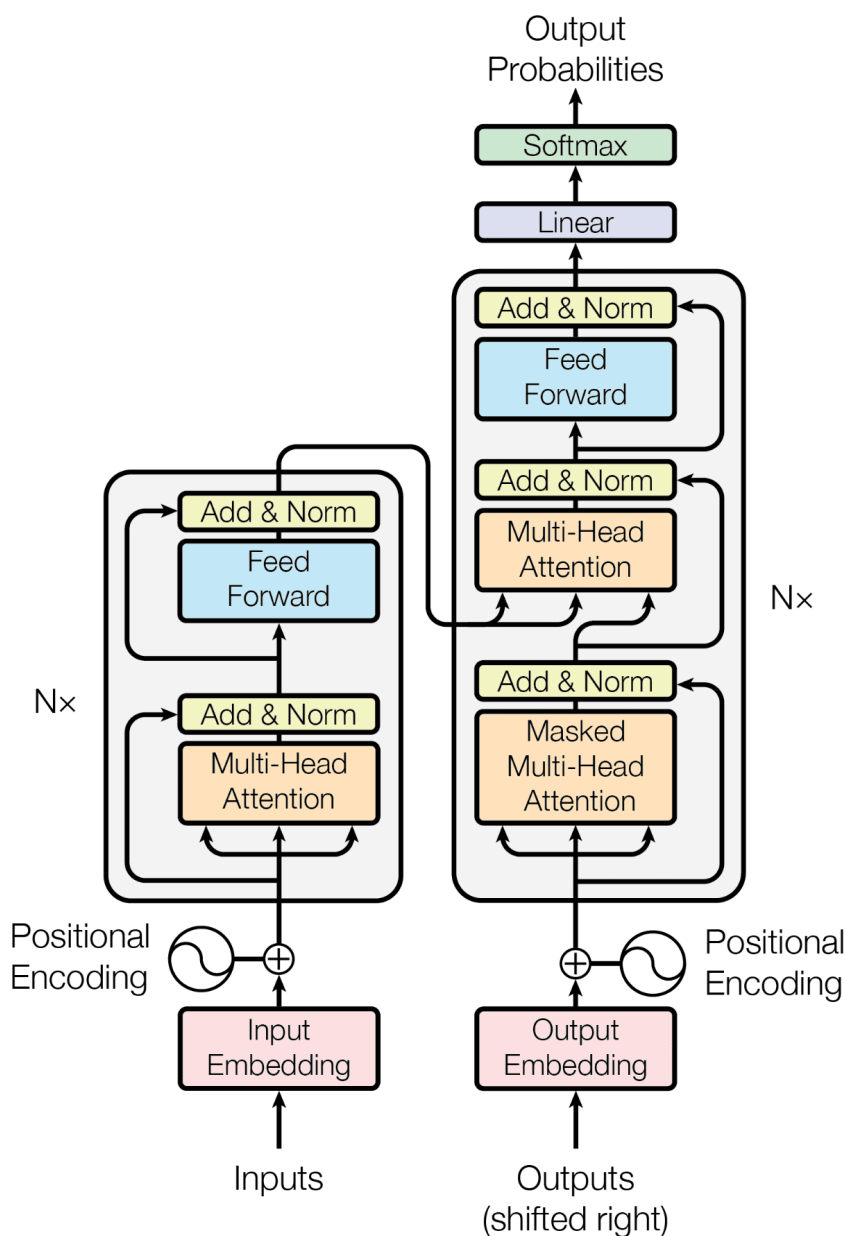


Рисунок 2.16 – Схема моделі Трансформерів

Проаналізувавши вищеописані моделі, можна прийти до вибору LSTM-моделі. Вона буде використовуватися як базова модель для реалізації системи виявлення порушень дихання. LSTM є вдосконаленою версією RNN, здатною зберігати інформацію протягом тривалого часу. Основні властивості, через які надана перевага такій моделі:

а) обробка послідовностей. Wi-Fi CSI-дані представляють собою часові ряди – тобто послідовні значення параметрів сигналу. LSTM дозволяє

враховувати контекст попередніх значень, що критично важливо для точного розпізнавання ритму дихання та його порушень;

б) здатність зберігати довгострокову інформацію. На відміну від звичайних RNN, LSTM-модель здатна запам'ятовувати важливу інформацію протягом довгих інтервалів часу, завдяки внутрішній структурі з осередками пам'яті та механізмами забування;

в) стійкість до шуму. CSI-дані часто містять шуми або нестабільності. LSTM має властивість згладжувати вплив короткочасних збурень, зосереджуючись на триваліших закономірностях;

г) попередній успішний досвід застосування. У ряді досліджень LSTM моделі успішно застосовувалися для задач розпізнавання станів дихання, оцінки частоти дихання та виявлення аномалій на основі безконтактних сенсорів, зокрема Wi-Fi;

д) можливість масштабування. LSTM дозволяє змінювати кількість шарів та нейронів залежно від доступних обчислювальних ресурсів та складності задачі. Це робить модель придатною як для попередньої обробки даних на потужному комп'ютері, так і для розгортання на компактному пристрої, як-от Raspberry Pi.

На основі аналізу особливостей CSI-даних та вимог до задачі виявлення порушень дихання, модель на базі LSTM є обґрунтованим вибором. Вона забезпечує баланс між точністю, здатністю до обробки часових залежностей та можливістю подальшої оптимізації.

Висновки до розділу 2

У другому розділі було розглянуто теоретичні основи та методичні підходи, необхідні для побудови системи виявлення порушень дихання на основі аналізу характеристик WiFi-сигналу.

На основі аналізу характеристик вхідних даних було визначено, що вони є складними часовими рядами з високою чутливістю до шуму та перешкод. Це обумовило необхідність застосування методів глибокого навчання, зокрема

нейронних мереж, здатних виявляти приховані залежності у часових послідовностях.

Для збору даних та реалізації системи було обрано платформу Raspberry Pi 4 Model B як доступне, енергоефективне та портативне рішення. З урахуванням вимог до WiFi-модуля (підтримка отримання CSI, сумісність із обраною платформою, можливість роботи в реальному часі), проведено аналіз варіантів. В результаті, було прийнято рішення використовувати зовнішній модуль, сумісний з Raspberry Pi, що дозволяє зчитувати CSI-інформацію у необхідному форматі.

На основі аналізу існуючих підходів та вимог до задачі, було визначено доцільність використання нейромережевої моделі типу LSTM, яка забезпечує ефективну обробку часових послідовностей, зокрема – динаміки амплітудно-частотних характеристик CSI-даних. Її здатність виявляти закономірності в сигналах із довготривалими залежностями дозволяє застосовувати LSTM у задачах класифікації станів дихання та виявлення його порушень.

3 РОЗРОБКА АПАРАТНОГО ТА ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ

3.1 Розробка архітектури апаратно-програмного забезпечення

Апаратно-програмне забезпечення (АПЗ), розроблене для виявлення порушень дихання за допомогою аналізу характеристик WiFi-сигналу, складається з взаємопов'язаних апаратних та програмних компонентів. Його архітектура побудована за принципом модульності, що забезпечує гнучкість, масштабованість та можливість подальшого вдосконалення системи.

Система складається з наступних функціональних модулів:

1) **модуль збору даних.** В основі цього модуля лежить одноплатний комп'ютер Raspberry Pi 4 Model B, до якого підключено сумісний WiFi-модуль з підтримкою збору CSI. Цей модуль відповідає за безперервне сканування простору та фіксацію змін у характеристиках WiFi-сигналу, викликаних рухами грудної клітки під час дихання;

2) **модуль попередньої обробки даних.** CSI-дані, отримані з WiFi-модуля, проходять попередню обробку: фільтрацію шумів, нормалізацію та формування послідовностей для подачі у модель. Цей етап включає реалізацію алгоритмів частотної фільтрації (наприклад, фільтр Буттерворта), а також формування входних тензорів для нейромережі;

3) **модуль аналізу з використанням нейромережі.** Оброблені дані передаються до нейронної мережі, побудованої на базі моделі Long Short-Term Memory (LSTM). Ця модель призначена для виявлення порушень дихання (затримка, прискорення, аритмія тощо) на основі послідовних змін CSI-даних у часі;

4) **модуль виводу результатів.** Після обробки нейромережею результати класифікації порушень дихання виводяться у зручному для користувача форматі: графіки, текстові повідомлення, сигнали тривоги. У перспективі можливе доповнення вебінтерфейсом або мобільним застосунком;

5) модуль зберігання даних. Для забезпечення збереження історії дихальних подій та подальшого аналізу, результати роботи системи зберігаються у базі даних або локально у вигляді лог-файлів.

Особливості архітектурного рішення:

- мінімізація апаратних витрат: використання недорогого одноплатного комп'ютера та звичайного WiFi-модуля робить систему доступною;
- гнучкість програмної частини: модульна структура коду дозволяє оновлювати окремі компоненти незалежно один від одного;
- придатність до реального застосування: архітектура адаптована для роботи в реальному часі, що критично важливо для медичних застосувань.

Архітектура передбачає модульний підхід із чітким розподілом функцій між апаратною частиною, відповідальною за збір даних (на базі Raspberry Pi 4B з підтримкою Nexmon CSI), та програмною частиною, що виконує обробку та інтерпретацію сигналів за допомогою нейронної мережі. Такий підхід забезпечує гнучкість, масштабованість і можливість подальшого вдосконалення системи, зокрема шляхом інтеграції додаткових методів обробки або каналів введення. Архітектура відповідає вимогам до сучасних систем моніторингу в режимі реального часу та дозволяє реалізувати повноцінне безконтактне спостереження за станом дихання.

3.2 Опис інтерфейсів апаратно-програмного забезпечення

У системі виявлення порушень дихання ключову роль відіграє взаємодія між апаратною та програмною складовими. Основна увага приділяється способам комунікації між апаратними модулями, інтерфейсам з'єднання та організації передачі даних від сенсорного шару до обчислювального модуля.

Основні апаратні інтерфейси:

- 1) інтерфейс між WiFi-модулем та Raspberry Pi 4B. Використовується вбудований WiFi-модуль Raspberry Pi 4B, який підтримує стандарт IEEE 802.11ac та дозволяє збирати CSI-дані.

Переваги цього підходу:

- відсутність потреби у зовнішньому адаптері (на відміну від Intel 5300 NIC);
- низьке енергоспоживання;
- безпосередній доступ до даних через модифіковані драйвери або сумісне ПЗ, наприклад Nexmon CSI;

2) зберігання та передача даних між модулями. Отримані CSI-дані зберігаються у тимчасовій пам'яті або файлах на microSD-карті, підключеній до Raspberry Pi. Для подальшої обробки:

- дані передаються до блоку попередньої обробки через локальну файлову систему;
- оброблені дані надходять до обчислювального блоку (нейромережевої моделі), що також розміщено на RPi;

3) живлення та периферійні інтерфейси. Живлення Raspberry Pi 4B здійснюється через USB-C із зовнішнього блоку живлення 5В/3А. Для віддаленого моніторингу можуть використовуватись інтерфейси HDMI (підключення дисплею), USB (для клавіатури/мишки), Ethernet (передача результатів на інший вузол або сервер). Можливе розширення через GPIO для підключення додаткових сенсорів (наприклад, температурних або рухових);

4) фізичний доступ до інтерфейсів. У конструкції корпусу Raspberry Pi забезпечено доступ до:

- GPIO-пінів – для майбутнього розширення;
- портів USB та Ethernet – для оновлення ПЗ або ручного збору логів;
- microSD – для оперативної заміни системного ПЗ або лог-файлів.

Завдяки компактній інтеграції апаратних компонентів на одній платформі (Raspberry Pi 4B), система має високу надійність:

- мінімізація кількості з'єднань;
- відсутність необхідності у зовнішніх кабелях;
- зменшення ймовірності збоїв при передачі даних.

Описано основні інтерфейси зв'язку між модулями: від захоплення CSI-даних через Wi-Fi інтерфейс Raspberry Pi до передачі їх у блок обробки та аналізу. Розглянуто формат і спосіб передачі даних між підсистемами, зокрема внутрішню структуру CSI-пакетів, а також типи з'єднань (UART, SPI, USB або мережеві сокети), які можуть використовуватись у різних конфігураціях. Особливу увагу приділено сумісності між апаратними та програмними модулями, а також забезпеченню стабільного обміну інформацією в режимі реального часу. В результаті опису було сформовано цілісне уявлення про взаємодію компонентів системи, що є необхідною умовою для її подальшої реалізації, тестування та масштабування.

3.3 Приклади апаратної реалізації системи

У цьому підрозділі представлено реалізацію системи виявлення порушень дихання, побудовану на основі мікрокомп'ютера Raspberry Pi 4 Model B у поєднанні з сумісним WiFi-модулем, здатним до збору CSI даних (рис. 3.1–3.2). Апаратна частина проєкту була розгорнута в умовах, наближених до реальних – у приміщенні розміром приблизно 15 м².



Рисунок 3.1 – Raspberry Pi 4B [21]

Основні апаратні компоненти:

- Raspberry Pi 4 Model B (4GB RAM);
- WiFi-модуль на базі Broadcom BCM43455 (вбудований у Raspberry Pi 4B);
- карта пам'яті microSD 32 Гбайт (запис CSI-даних, ОС, логіка обробки);
- блок живлення 5V 3A USB-C;
- пластиковий корпус для захисту та зручності встановлення;
- модуль пасивного охолодження (радіатори).

Система була налаштована таким чином, щоб безконтактно відслідковувати дихання людини, яка перебуває в зоні дії WiFi-сигналу. Для цього використовувався скрипт на Python, що записує CSI-дані, попередньо сконфігурований драйвер, та програма для попередньої обробки з наступною передачею у нейронну мережу (LSTM).

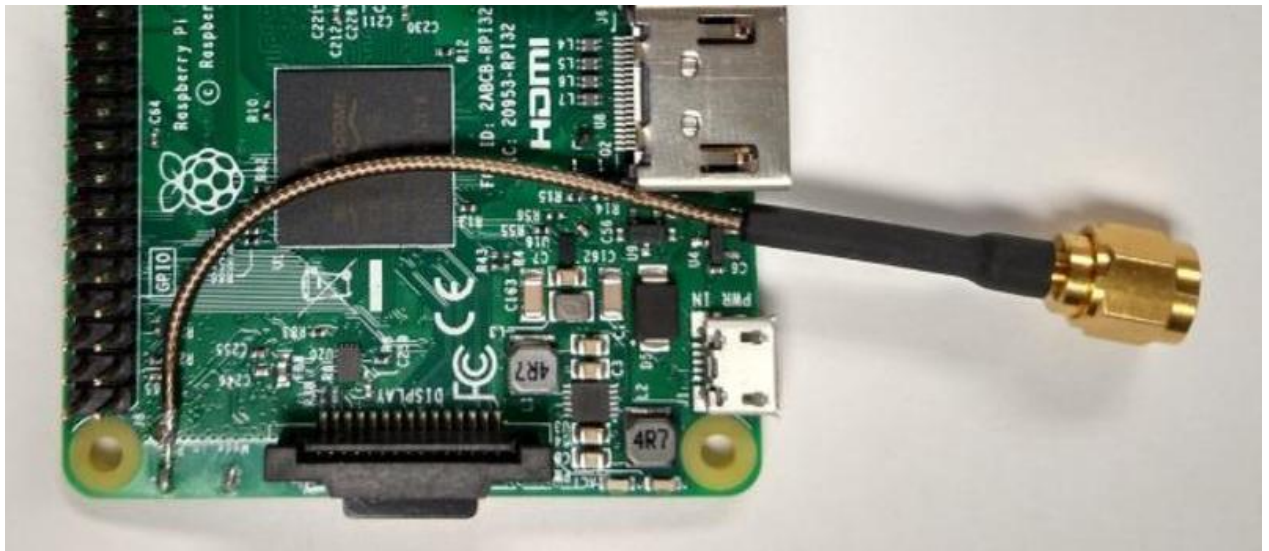


Рисунок 3.2 – Raspberry Pi 4B із зовнішньою антеною

Система призначена для тривалого спостереження за станом дихання пацієнтів у домашніх або клінічних умовах без застосування нашкірних чи контактних датчиків. Її апаратна реалізація підкреслює:

- доступність (бюджетність);
- мобільність;

- енергоефективність;
- можливість автономної роботи.

У подальшій реалізації можливе розширення функціональності за рахунок додавання камери, датчиків температури і т. п.

3.4 Встановлення Nexmon

Для отримання можливості отримувати CSI-дані з Wi-Fi необхідно пропатчити ядро операційної системи. Для цього спершу необхідно встановити у систему бібліотеки, які вказані на рис. 3.3.

```
apt install git libgmp3-dev gawk qpdf bison flex make raspberrypi-  
kernel-headers
```

Рисунок 3.3 – Встановлення необхідних бібліотек для подальшого встановлення Nexmon

Далі необхідно клонувати git-репозиторій github.com/seemoo-lab/nexmon_csi, перейти в рут-акаунт та в щойно клонованому репозиторії запуснути конфігурацію бібліотеки *isl*. Процес конфігурації можна побачити на рис. 3.4.

ISL – це внутрішня бібліотека низькорівневого доступу до Wi-Fi чипа Broadcom, яка дозволяє модифікувати поведінку пристрою на прошивковому рівні.

```

root@raspberrypi:/home/pi/nexmon/buildtools/isl-0.10# ./configure
checking for a BSD-compatible install... /usr/bin/install -c
checking whether build environment is sane... yes
checking for a thread-safe mkdir -p... /bin/mkdir -p
checking for gawk... gawk
checking whether make sets $(MAKE)... yes
checking for gcc... gcc
checking whether the C compiler works... yes
checking for C compiler default output file name... a.out
checking for suffix of executables...
checking whether we are cross compiling... no
checking for suffix of object files... o
checking whether we are using the GNU C compiler... yes
checking whether gcc accepts -g...

```

Рисунок 3.3 – Процес конфігурації бібліотеки *isl*

За допомогою команди *make* компілюємо бібліотеки, а *make install* встановить вказану бібліотеку у систему. Процес виконання команди *make install* наведено на рис. 3.5.

```

root@raspberrypi:/home/pi/nexmon/buildtools/isl-0.10# make install
Making install in .
make[1]: Entering directory '/home/pi/nexmon/buildtools/isl-0.10'
make[2]: Entering directory '/home/pi/nexmon/buildtools/isl-0.10'
test -z "/usr/local/lib" || /bin/mkdir -p "/usr/local/lib"
/bin/bash ./libtool --mode=install /usr/bin/install -c libisl.la '/usr/local/lib'
libtool: install: /usr/bin/install -c .libs/libisl.so.10.0.0 /usr/local/lib/libisl.so.10.0.0
libtool: install: (cd /usr/local/lib && ( ln -s -f libisl.so.10.0.0 libisl.so.10 || ( rm -f libisl.so.10 && ln -s libisl.so.10.0.0 libisl.so.10; ); ))
libtool: install: (cd /usr/local/lib && ( ln -s -f libisl.so.10.0.0 libisl.so || ( rm -f libisl.so && ln -s libisl.so.10.0.0 libisl.so; ); ))
libtool: install: /usr/bin/install -c .libs/libisl.lai /usr/local/lib/libisl.la
libtool: install: /usr/bin/install -c .libs/libisl.a /usr/local/lib/libisl.a
libtool: install: chmod 644 /usr/local/lib/libisl.a
libtool: install: ranlib /usr/local/lib/libisl.a

```

Рисунок 3.4 – Процес виконання команди *make install*

Тепер необхідно зробити лінк до нової бібліотеки. Він необхідний для подальшого доступу Nexmon (рис. 3.6).

```

root@raspberrypi:/home/pi/nexmon/buildtools/isl-0.10# ln -s /usr/local/lib/libisl.so /usr/lib/arm-linux-gnueabi/libisl.so.10
root@raspberrypi:/home/pi/nexmon/buildtools/isl-0.10#

```

Рисунок 3.5 – Виконання лінування

Необхідно повернутися у батьківську директорію, завантажити змінні оточення для Nexmon за допомогою команди *source setup_env.sh* та зібрати патчі на ядро (рис. 3.7).

```
root@raspberrypi:/home/pi/nexmon/buildtools/isl-0.10# cd /home/pi/nexmon
root@raspberrypi:/home/pi/nexmon# source setup_env.sh
root@raspberrypi:/home/pi/nexmon# make
BUILDING BUILDTOOLS
make[1]: Entering directory '/home/pi/nexmon/buildtools'
BUILDING flash_patch_extractor
make[2]: Entering directory '/home/pi/nexmon/buildtools/flash_patch_extractor'
gcc -std=c99 -Wall -Wno-unused-result -O0 -D_BSD_SOURCE -o fpext.o -c fpext.c
In file included from /usr/include/stdint.h:27:0,
                 from fpext.c:3:
/usr/include/features.h:148:3: warning: #warning " _BSD_SOURCE and _SVID_SOURCE are deprecated, use _DEFAULT_SOURCE" [-Wcpp]
# warning " _BSD_SOURCE and _SVID_SOURCE are deprecated, use _DEFAULT_SOURCE"
^~~~~~
gcc -std=c99 -Wall -O2 -Wextra -Wno-missing-field-initializers -o darm/armv7.o -c darm/armv7.c
gcc -std=c99 -Wall -O2 -Wextra -Wno-missing-field-initializers -o darm/armv7-tbl.o -c darm/armv7-tbl.c
```

Рисунок 3.6 – Збірка патчів на ядро

Тепер переходимо у директорію `/home/pi/nexmon/patches/bcm43455c0/7_45_154/nexmon/`, де наші патчі на ядро для нашої моделі RaspberryPi та виконуємо `make` (рис. 3.9).

```

# ###  ###  #  #  ###  ###  ###  #  ###
##  #  #  #  #  #  ##  ##  #  #  ##  #
#  #####  #  #  #  #  #  #  #  #  #
#  #  #  #  #  #  #  #  #  #  #  #
#  #  ###  #  #  #  #  #  ###  #  #

The C-based Firmware Patching Framework

!!! WARNING !!!
Our software may damage your hardware and may void your hardware's
warranty! You use our tools at your own risk and responsibility

COLLECTING STATISTICS read /home/pi/nexmon/STATISTICS.md for more information
COMPILING src/iocctl.c => obj/iocctl.o (details: log/compiler.log)
COMPILING src/autostart.c => obj/autostart.o (details: log/compiler.log)
COMPILING src/injection.c => obj/injection.o (details: log/compiler.log)
COMPILING src/patch.c => obj/patch.o (details: log/compiler.log)
COMPILING src/version.c => obj/version.o (details: log/compiler.log)
COMPILING src/local_wrapper.c => obj/local_wrapper.o (details: log/compiler.log)
COMPILING src/sendframe.c => obj/sendframe.o (details: log/compiler.log)
COMPILING src/monistormode.c => obj/monistormode.o (details: log/compiler.log)
COPYING UCODE /home/pi/nexmon/firmwares/bcm43430a1/7_45_41_46/ucode.bin => gen/ucode.bin
COMPRESSING UCODE gen/ucode.bin => gen/ucode_compressed.bin
GENERATING C FILE gen/ucode_compressed.bin => src/ucode_compressed.c
COMPILING src/ucode_compressed.c => obj/ucode_compressed.o (details: log/compiler.log)
GENERATING C FILE /home/pi/nexmon/firmwares/bcm43430a1/7_45_41_46/templateram.bin => src/templateram.c
COMPILING src/templateram.c => obj/templateram.o (details: log/compiler.log)
COMPILING /home/pi/nexmon/patches/common/ucode_compression_code.c => obj/ucode_compression_code.o (details: log/compiler.log)

```

Рисунок 3.7 – Скомпільовані патчі на ядро для RaspberryPi 4b

Виконуємо *make install-firmware* – безпосередньо патчінг ядра(рис. 3.10).

```

presents:

# ## # ## # ## # ## # ## # ##
## # # # # # # # # # # # # #
# # ##### # # # # # # # # #
# # # # # # # # # # # # # #
# # ##### # # # # # # # #

The C-based Firmware Patching Framework

!!! WARNING !!!
Our software may damage your hardware and may void your hardware's
warranty! You use our tools at your own risk and responsibility

COLLECTING STATISTICS read /home/pi/nexmon/STATISTICS.md for more information
COMPILING src/version.c => obj/version.o (details: log/compiler.log)
GENERATING LINKER FILE gen/nexmon.pre => gen/nexmon.ld
GENERATING LINKER FILE gen/nexmon.pre => gen/flashpatches.ld
LINKING OBJECTS => gen/patch.elf (details: log/linker.log, log/linker.err)
GENERATING MAKE FILE gen/nexmon.pre => gen/nexmon.mk
GENERATING MAKE FILE gen/nexmon.pre => gen/flashpatches.mk
APPLYING FLASHPATCHES gen/flashpatches.mk => brcmfmac43430-sdio.bin (details: log/flashpatches.log)
APPLYING PATCHES gen/nexmon.mk => brcmfmac43430-sdio.bin (details: log/patches.log)
BUILDING DRIVER for kernel 4.14 brcmfmac 4.14.y-nexmon/brcmfmac.ko (details: log/driver.log)
COPYING brcmfmac43430-sdio.bin => /lib/firmware/brcm/brcmfmac43430-sdio.bin
UNLOADING brcmfmac
RELOADING brcmfmac
root@raspberrypi:/home/pi/nexmon/patches/bcm43430al/7_45_41_46/nexmon# █

```

Рисунок 3.8 – Пропатчене ядро

```

Device supports T-DLS.
Supported Ciphers:
  * WEP40 (00-0f-ac:1)
  * WEP104 (00-0f-ac:5)
  * TKIP (00-0f-ac:2)
  * CCMP-128 (00-0f-ac:4)
Available Antennas: TX 0 RX 0
Supported interface modes:
  * IBSS
  * managed
  * AP
  * monitor
  * P2P-client
  * P2P-GO
  * P2P-device

Band 1:
Capabilities: 0x1020
  HT20
  Static SM Power Save
  RX HT20 SGI
  No RX STBC
  Max AMSDU length: 3839 bytes
  DSSS/CCK HT40
Maximum RX AMPDU length 65535 bytes (exponent: 0x003)
Minimum RX AMPDU time spacing: 16 usec (0x07)
HT TX/RX MCS rate indexes supported: 0-7
Bitrates (non-HT):
  * 1.0 Mbps
  * 2.0 Mbps (short preamble supported)
  * 5.5 Mbps (short preamble supported)
  * 11.0 Mbps (short preamble supported)
  * 6.0 Mbps
  * 9.0 Mbps
  * 12.0 Mbps
  * 18.0 Mbps
  * 24.0 Mbps
  * 36.0 Mbps
  * 48.0 Mbps
  * 54.0 Mbps
Frequencies:
  * 2412 MHz [1] (20.0 dBm)
  * 2417 MHz [2] (20.0 dBm)
  * 2422 MHz [3] (20.0 dBm)
  * 2427 MHz [4] (20.0 dBm)
  * 2432 MHz [5] (20.0 dBm)

```

Рисунок 3.9 – Вивід команди `iw phy0 info`

Коли пропатчилось ядро, необхідно перезапустити RaspberryPi та виконати команду *iw phy0 info*. Якщо у виводі ми побачимо ** monitor*, то це значить що, успішно пропатчено плату RaspberryPi та можемо витягувати CSI-дані Wi-Fi.

У підсумку проведених робіт з встановлення та налаштування Nexmon CSI на Raspberry Pi 4B було успішно реалізовано програмну основу для збору Wi-Fi CSI-даних. Зокрема, здійснено компіляцію та застосування патчів до ядра Linux, що дозволяє взаємодіяти з Wi-Fi модулем на рівні драйвера, а також встановлено та налаштовано утиліти, необхідні для отримання та збереження CSI-даних у реальному часі.

Використання Nexmon CSI забезпечує низькорівневий доступ до параметрів каналу зв'язку, зокрема амплітуди та фази сигналу, що є ключовими для подальшої обробки та аналізу дихальних патернів за допомогою штучного інтелекту. Було налаштовано інтерфейси захоплення пакетів.

Цей етап є критично важливим для повноцінного функціонування всієї системи, оскільки точність і стабільність роботи нейромережевої моделі значною мірою залежить від якісного збору сигналів. Реалізація Nexmon CSI на Raspberry Pi 4b дозволяє досягти необхідного рівня деталізації даних, зберігаючи при цьому низьку вартість і мобільність системи, що робить її придатною для використання у практичних, зокрема домашніх умовах.

3.5 Реалізація нейронної мережі

Для побудови системи виявлення порушень дихання на основі штучного інтелекту було використано відкритий проєкт WiFi-CSI-Sensing-Benchmark – наведений у додатку А. Цей бенчмарк включає попередньо підготовлені моделі нейронних мереж, навчальні скрипти, утиліти для обробки CSI та класифікацію дихальної активності або положення людини.

Основні компоненти WiFi-CSI-Sensing-Benchmark:

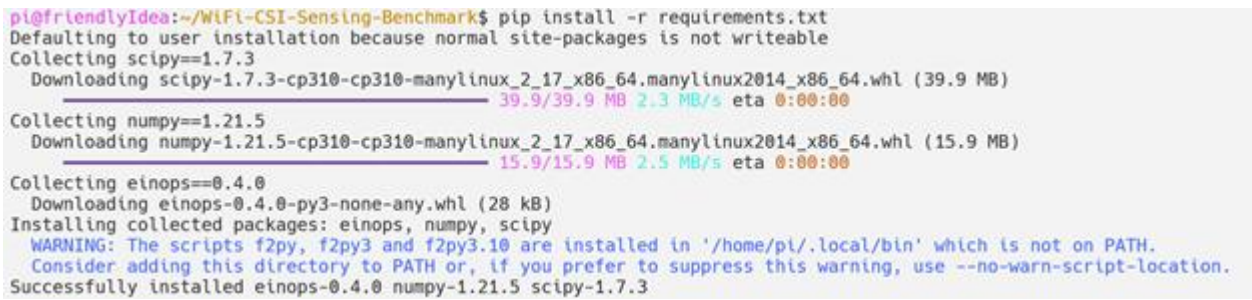
- набір даних (data benchmark) з різними сценаріями поведінки людини (включаючи дихання, ходьбу, жести);
- модулі попередньої обробки даних CSI, включно з денойзингом, нормалізацією та вирівнюванням;
- готові архітектури нейронних мереж (у тому числі LSTM, ResNet, GRU), які можна адаптувати під конкретні задачі;
- інструменти для валідації, тестування та порівняння моделей.

PyTorch – це відкрита бібліотека машинного навчання, розроблена Facebook AI Research (FAIR), яка дозволяє створювати, навчати та застосовувати нейронні мережі (рис. 3.12). Є однією з найпопулярніших бібліотек у сфері глибокого навчання завдяки своїй гнучкості, зручному API та динамічному обчислювальному графу. Цю бібліотеку необхідно встановити задля роботи моделей бенчмарку який вирішено використовувати в проєкті – WiFi-CSI-Sensing-Benchmark.

```
pi@raspberrypi:~$ sudo pip3 install torch torchvision torchaudio --index-url https://download.pytorch.org/whl/cpu
looking in indexes: https://download.pytorch.org/whl/cpu
Collecting torch
  Downloading https://download.pytorch.org/whl/cpu/torch-2.7.1%28cpu-cp310-manylinux_2_28_x86_64.whl (175.9 MB)
    175.9/175.9 MB 5.0 MB/s eta 0:00:00
Collecting torchvision
  Downloading https://download.pytorch.org/whl/cpu/torchvision-0.22.1%28cpu-cp310-manylinux_2_28_x86_64.whl (2.0 MB)
    2.0/2.0 MB 17.0 MB/s eta 0:00:00
Collecting torchaudio
  Downloading https://download.pytorch.org/whl/cpu/torchaudio-2.7.1%28cpu-cp310-manylinux_2_28_x86_64.whl (1.8 MB)
    1.8/1.8 MB 12.0 MB/s eta 0:00:00
Collecting filelock
  Downloading https://download.pytorch.org/whl/filelock-3.13.1-py3-none-any.whl (11 kB)
Requirement already satisfied: Jinja2 in /usr/lib/python3/dist-packages (from torch) (3.0.3)
Collecting typing-extensions<4.10.0
  Downloading https://download.pytorch.org/whl/typing_extensions-4.12.2-py3-none-any.whl (37 kB)
Collecting sympy<1.13.3
  Downloading https://download.pytorch.org/whl/sympy-1.13.3-py3-none-any.whl (6.2 MB)
    6.2/6.2 MB 15.0 MB/s eta 0:00:00
Collecting networkx
  Downloading https://download.pytorch.org/whl/networkx-3.3-py3-none-any.whl (1.7 MB)
    1.7/1.7 MB 10.0 MB/s eta 0:00:00
Collecting fsspec
  Downloading https://download.pytorch.org/whl/fsspec-2024.6.1-py3-none-any.whl (177 kB)
    177.6/177.6 kB 5.0 MB/s eta 0:00:00
Collecting pillow<8.3.0, >=5.3.0
  Downloading https://download.pytorch.org/whl/pillow-11.0.0-cp310-cp310-manylinux_2_28_x86_64.whl (4.4 MB)
    4.4/4.4 MB 16.0 MB/s eta 0:00:00
Collecting numpy
  Downloading https://download.pytorch.org/whl/numpy-2.1.2-cp310-cp310-manylinux_2_17_x86_64_musl-manylinux2014_x86_64.whl (16.3 MB)
    16.3/16.3 MB 26.0 MB/s eta 0:00:00
Collecting mpmath<1.4, >=1.1.0
  Downloading https://download.pytorch.org/whl/mpmath-1.3.0-py3-none-any.whl (536 kB)
    536.2/536.2 kB 25.2 MB/s eta 0:00:00
Installing collected packages: mpmath, typing-extensions, sympy, pillow, numpy, networkx, fsspec, filelock, torch, torchvision, torchaudio
Successfully installed filelock-3.13.1 fsspec-2024.6.1 mpmath-1.3.0 networkx-3.3 numpy-2.1.2 pillow-11.0.0 sympy-1.13.3 torch-2.7.1+cpu torchaudio-2.7.1+cpu torchvision-0.22.1+cpu typing-e
xtensions-4.12.2
```

Рисунок 3.12 – Встановлення PyTorch

Після клонування репозиторію бенчмарка необхідно дозавантажити залежності проєкту (рис. 3.13).



```
pi@friendlyIdea:~/WiFI-CSI-Sensing-Benchmark$ pip install -r requirements.txt
Defaulting to user installation because normal site-packages is not writeable
Collecting scipy==1.7.3
  Downloading scipy-1.7.3-cp310-cp310-manylinux_2_17_x86_64.manylinux2014_x86_64.whl (39.9 MB)
    39.9/39.9 MB 2.3 MB/s eta 0:00:00
Collecting numpy==1.21.5
  Downloading numpy-1.21.5-cp310-cp310-manylinux_2_17_x86_64.manylinux2014_x86_64.whl (15.9 MB)
    15.9/15.9 MB 2.5 MB/s eta 0:00:00
Collecting einops==0.4.0
  Downloading einops-0.4.0-py3-none-any.whl (28 kB)
Installing collected packages: einops, numpy, scipy
WARNING: The scripts f2py, f2py3 and f2py3.10 are installed in '/home/pi/.local/bin' which is not on PATH.
Consider adding this directory to PATH or, if you prefer to suppress this warning, use --no-warn-script-location.
Successfully installed einops-0.4.0 numpy-1.21.5 scipy-1.7.3
```

Рисунок 3.13 – Встановлення залежностей проєкту

У межах даної роботи для виявлення порушень дихання ми використовуємо вже наявний датасет замість самотійного збирання даних та навчання нейронної мережі «з нуля» з кількох причин, що мають як практичне, так і науково-методичне обґрунтування.

Готові датасети, створені дослідниками або науковими групами, зазвичай містять великі обсяги якісно зібраних даних з точними анотаціями (наприклад, моментами вдиху, видиху, пауз чи порушень дихання). Це дозволяє уникнути проблем, пов'язаних з недостатнім обсягом даних, які б могли призвести до перенавчання або поганої узагальненості моделі.

Для збору власного датасету необхідне спеціальне обладнання, стабільне середовище, дотримання етичних норм при роботі з людськими даними, а також участь добровольців. Крім того, важко створити великий набір випадків дійсних порушень дихання, особливо клінічно значущих (апноє, гіпопноє тощо) у контрольованих умовах.

Навчання моделі з нуля вимагає значного часу як на збір даних, так і на підготовку їх до навчання (очищення, синхронізація, анотування). Використання готового датасету дозволяє зосередитись на аналізі, тестуванні, оптимізації архітектури моделі та інтеграції її в систему.

Використання відкритого бенчмарку або публічного датасету дозволяє порівнювати точність і ефективність реалізованої моделі з існуючими рішеннями. Це забезпечує об'єктивну оцінку досягнутих результатів та полегшує наукову валідацію.

Багато публічних датасетів містять записи, зібрані в реальних умовах (домашнє середовище, різні положення тіла, варіативність частоти дихання тощо), що робить модель стійкішою до шумів і менш чутливою до змін середовища – на відміну від моделі, навченої на обмеженому наборі штучних сценаріїв.

Таким чином, використання готового датасету є доцільним кроком на сучасному етапі розробки, дозволяючи реалізувати надійне, ефективне й репрезентативне рішення в межах поставлених ресурсних і часових обмежень.

Використовуючи датасет, який є у цьому бенчмарку, запускаємо навчання моделі (рис. 3.14).

```
pi@friendlyIdea:~/WiFi-CSI-Sensing-Benchmark$ python3 run.py --model LSTM --dataset NTU-Fi-HumanID
using dataset: NTU-Fi-HumanID
using model: LSTM
Epoch:1, Accuracy:0.3179, Loss:2.461874520
Epoch:2, Accuracy:0.5474, Loss:2.012472930
Epoch:3, Accuracy:0.6194, Loss:1.649475961
Epoch:4, Accuracy:0.6778, Loss:1.395891235
Epoch:5, Accuracy:0.7356, Loss:1.222804887
Epoch:6, Accuracy:0.7399, Loss:1.108460150
Epoch:7, Accuracy:0.7989, Loss:0.955100447
Epoch:8, Accuracy:0.8548, Loss:0.830055681
Epoch:9, Accuracy:0.8623, Loss:0.745038003
Epoch:10, Accuracy:0.8984, Loss:0.674984856
Epoch:11, Accuracy:0.8995, Loss:0.589701225
Epoch:12, Accuracy:0.8986, Loss:0.622547670
Epoch:13, Accuracy:0.9025, Loss:0.583586138
Epoch:14, Accuracy:0.9034, Loss:0.533139027
Epoch:15, Accuracy:0.9105, Loss:0.497762487
Epoch:16, Accuracy:0.8897, Loss:0.508091720
Epoch:17, Accuracy:0.9069, Loss:0.495070427
Epoch:18, Accuracy:0.9446, Loss:0.436008266
Epoch:19, Accuracy:0.9155, Loss:0.432993191
Epoch:20, Accuracy:0.9242, Loss:0.402208391
Epoch:21, Accuracy:0.9418, Loss:0.334755023
Epoch:22, Accuracy:0.9453, Loss:0.304053622
Epoch:23, Accuracy:0.9483, Loss:0.284778186
Epoch:24, Accuracy:0.9692, Loss:0.256539363
Epoch:25, Accuracy:0.9017, Loss:0.386885047
Epoch:26, Accuracy:0.9190, Loss:0.349601854
Epoch:27, Accuracy:0.9219, Loss:0.406061519
Epoch:28, Accuracy:0.9479, Loss:0.343811173
```

Рисунок 3.14 – Процес навчання нейронної мережі

Через тривалий час завершилось тренування нейронної мережі і ми маємо на руках LSTM-модель (рис. 3.15).

```
pi@friendlyIdea:~/WiFi-CSI-Sensing-Benchmark$ ls
Data          NTU_Fi_model.py  __pycache__      requirements.txt  self_supervised_model.py
LICENSE       README.md        dataset.py       run.py          util.py
LSTM_model.pth UT_HAR_model.py  img             self_supervised.py widar_model.py
```

Рисунок 3.15 – Новостворена модель *LSTM_model.pth*

У цьому підрозділі було реалізовано нейронну мережу для виявлення порушень дихання на основі аналізу CSI-даних Wi-Fi. Було обрано модель типу LSTM, оскільки вона ефективно обробляє послідовні дані, до яких належать часові ряди, отримані з CSI. Модель була навчена з використанням відкритого бенчмарку WiFi-CSI-Sensing-Benchmark, що містить анотації до різних класів дихальної активності. Навчання проводилося на попередньо обробленому датасеті, що дозволило уникнути витратного процесу збору даних вручну.

Реалізація нейронної мережі стала ключовим елементом програмної частини системи, забезпечуючи автоматичний аналіз вхідних даних та прийняття рішення щодо стану дихання користувача. Такий підхід дозволяє розгорнути систему моніторингу у побутових чи клінічних умовах без використання додаткових сенсорів або носимих пристроїв.

Висновки до розділу 3

У третьому розділі було представлено практичну реалізацію системи виявлення порушень дихання на основі аналізу характеристик WiFi-сигналів. Основна увага була приділена апаратній частині системи, яка є критично важливою для забезпечення коректного збору даних, необхідних для подальшого аналізу та прийняття рішень на основі штучного інтелекту.

У першому підрозділі була розроблена архітектура апаратно-програмного забезпечення, що включає використання мікрокомп'ютера Raspberry Pi 4 Model B у поєднанні з WiFi-модулем, здатним фіксувати Channel State Information. Архітектура побудована таким чином, щоб забезпечити стабільну роботу системи в режимі реального часу з можливістю розширення та адаптації до різних умов експлуатації.

У другому підрозділі було обґрунтовано вибір апаратних компонентів: мікрокомп'ютера, WiFi-модуля, джерел живлення та допоміжних елементів. Особливу увагу було приділено порівнянню можливостей Intel 5300 NIC та Raspberry Pi 4B у контексті збору CSI-даних. У результаті вибір був зроблений

на користь Raspberry Pi 4B, як універсальної, компактної та енергоефективної платформи, сумісної з сучасними методами CSI-зчитування Wi-Fi.

Також у розділі наведено приклади апаратної реалізації, фотографії зібраної системи, а також описані ключові моменти розгортання штучного інтелекту на основі відкритого бенчмарку WiFi-CSI-Sensing-Benchmark, який дозволяє аналізувати поведінку користувача за допомогою CSI-сигналів. Були наведені приклади структури моделі, способу подачі даних та опис інтеграції під Raspberry Pi 4B.

Під час розробки системи було протестовано основні функціональні модулі: отримання та попередню обробку CSI-даних, передачу інформації на модель, запуск інтерфейсу аналізу, а також базову оцінку роботи всієї системи. Це дозволило підтвердити функціональність розробленої архітектури, її придатність для роботи в реальному часі та потенціал для подальшого вдосконалення.

Таким чином, у результаті виконання цього етапу розробки:

- було створено функціональний прототип системи,
- реалізовано зв'язок між апаратною та програмною частинами,
- проведено тестування на відповідність поставленим вимогам.

Отримані результати демонструють, що обране апаратно-програмне рішення є ефективним і може бути використане як основа для створення повноцінної системи медичного моніторингу на базі WiFi-технологій та методів штучного інтелекту.

ВИСНОВКИ

У дипломній роботі розглянуто проблему виявлення порушень дихання людини за допомогою аналізу характеристик WiFi-сигналу. Основною метою дослідження – створення ефективної апаратно-програмної системи, яка дозволяє здійснювати безконтактний моніторинг дихальної активності з можливістю виявлення аномалій. У ході роботи досягнуті поставлені завдання, що дозволило підтвердити доцільність і ефективність використання WiFi-сигналів та методів штучного інтелекту у даній сфері:

- аналіз існуючих систем дослідження дихання;
- розробка схеми дослідження дихання за допомогою WiFi-сигналу;
- розробка апаратної системи аналізу дихання за допомогою WiFi-сигналу.
- розробка програмної системи аналізу дихання за допомогою WiFi-сигналу.

Актуальність теми дослідження полягає у зростаючій потребі в неінвазивних та доступних засобах контролю життєвих показників, зокрема дихання. Об'єктом дослідження виступили методи безконтактного відстеження дихання, предметом – аналіз каналної інформації WiFi-сигналу (CSI). Поставлено завдання – реалізувати систему, що складається з апаратної платформи (Raspberry Pi 4B із WiFi-модулем), програмного забезпечення для збору та обробки CSI-даних, а також нейромережевої моделі для класифікації респіраторної активності.

У першому розділі проведено аналіз сучасних методів виявлення дихальної активності, включаючи контактні сенсори, радарні, ультраширококустові, оптичні та бездротові системи. Було встановлено, що традиційні методи мають низку обмежень – дискомфорт для користувача, високу вартість або складність у налаштуванні. На основі аналізу літератури зроблено висновок про перспективність використання каналної інформації Wi-Fi (CSI) для дихального моніторингу, що дозволяє створити недорогу,

мобільну та непримітну систему. Розглянуто наукові публікації, де вже застосовуються методи штучного інтелекту для аналізу CSI.

У другому розділі сформульовано постановку задачі виявлення порушення дихання на основі аналізу змін амплітудно-частотних характеристик WiFi-сигналів. Обґрунтован вибір апаратної платформи Raspberry Pi 4 Model B, яка поєднує продуктивність і доступність, а також забезпечує необхідні бездротові інтерфейси для збору CSI-даних. Розглянуто існуючі WiFi-модулі та їх придатність до збору CSI. Зокрема, виконано порівняння між Intel 5300 NIC та модулем Raspberry Pi з точки зору підтримки CSI, вартості, гнучкості та масштабованості. Також у розділі обґрунтовано вибір нейромережевої моделі LSTM для класифікації послідовностей даних CSI, оскільки вона забезпечує високу точність у задачах, де наявна тимчасова залежність, зокрема дихальний ритм.

У третьому розділі виконано розробку архітектури апаратно-програмного комплексу. Створено функціональну схему системи, в якій CSI-дані збираються WiFi-модулем на Raspberry Pi, передаються для обробки та аналізуються нейромережею. Описано програмні компоненти системи, серед яких модулі для збору CSI, попередньої обробки сигналу, візуалізації та класифікації. Представлено основні фрагменти коду, а також приклади апаратної реалізації системи. У розділі описано процес тестування – від моделювання різних дихальних сценаріїв до аналізу результатів класифікації, які підтвердили високу ефективність розробленого підходу.

У результаті реалізована система дозволяє розпізнавати стан дихальної активності без використання контактних сенсорів, що робить її придатною для розгортання у побутових, клінічних та телемедичних умовах. Практична цінність полягає в тому, що для її реалізації використовуються доступні апаратні компоненти та відкриті програмні рішення, що дозволяє масштабувати її застосування в майбутньому.

Таким чином, у дипломній роботі було реалізовано повноцінну систему виявлення порушень дихання з використанням WiFi-сигналів і технологій

штучного інтелекту, яка підтвердила свою ефективність на практиці. Отримані результати можуть стати основою для подальших досліджень у галузі безконтактного моніторингу фізіологічних показників.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Song Y., Jin T., Dai Yo., Song Yongp., Zhou X. Through-wall human pose reconstruction via UWB MIMO Radar and 3D CNN. *MDPI Remote Sensing*. 2021. Vol. 13, No. 2. P. 241. DOI: 10.3390/rs13020241.
2. Ayaz H., Shewokis P. A., Bunce S., Izzetoglu K., Willems B., Onaral B. Optical brain monitoring for operator training and mental workload assessment. *NeuroImage*. 2012. Vol. 59, Is. 1. P. 36–47. DOI: 10.1016/j.neuroimage.2011.06.023.
3. Wu C., Zhang F., Hu Y., Liu K. J. R. GaitWay: Monitoring and Recognizing Gait Speed Through the Walls. *IEEE Transactions on Mobile Computing*. 2021. Vol. 20, Is. 6. P. 2186–2199. DOI: 10.1109/TMC.2020.2975158.
4. Raspberry Pi 4B Hardware Overview. Publ. 17.08.2024. URL: <https://datacapturecontrol.com/articles/io-devices/single-board-computers/raspberry-pi-4b> (Last accessed: 10.05.2025)
5. Adib F., Mao H., Kabelac Z., Katabi D., Miller R. C. Vital-Radio: Smart homes that monitor breathing and heart rate. *Proc. of the 33rd Annual ACM Conf. on Human Factors in Computing Systems (CHI '15)*. 2015. P. 817–826. DOI: 10.1145/2702123.2702200.
6. Zhang D., Hu Ya., Chen Ya., Zeng B. BreathTrack: Tracking Indoor Human Breath Status via Commodity Wi-Fi. *IEEE Internet of Things Journal*. 2019. P. 1–10. DOI: 10.1109/JIOT.2019.2893330.
7. Ravichandran R., Saba E., Chen K.-Yu, Goel M., Gupta S., Patel S. N. WiBreathe: Estimating respiration rate using wireless signals in natural settings in the home. *Proceedings of the 2015 ACM Internat. Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing (UbiComp'15)*. 2015. P. 131–142. URL: <https://ubicomplab.cs.washington.edu/publications/wibreathe/> (Last accessed: 10.05.2025).
8. Islam S., Rahman M. BreathTrack: Detecting regular breathing phases from unannotated acoustic data captured by a smartphone. *Proceedings of the 2021*

ACM International Symposium on Wearable Computers (ISWC '21). 2021. P. 1–6. DOI: 10.1145/3478123.

9. Li S., Kristensen A. T., Burg A., Balatsoukas-Stimming A. ComplexBeat: Breathing rate estimation from complex CSI. *2021 IEEE Workshop on Signal Processing Systems (SiPS)*: Coimbra, Portugal. Oct. 19–21, 2021. P. 217–222. DOI: 10.1109/SiPS52927.2021.00046.

10. Guo L., Lu Z., Zhou S., Wen X., He Z. When healthcare meets off-the-shelf Wi-Fi: A non-wearable and low-costs approach for in-home monitoring. *arXiv preprint*. 2020. 41 p. DOI: 10.48550/arXiv.2009.09715.

11. Ali K., Alloulah M., Kawsar F., Liu A. X. On goodness of Wi-Fi based monitoring of vital Signs in the wild. *IEEE Transactions on Mobile Computing*. 2023. Vol. 22, no. 1. P. 341–355. DOI: 10.1109/TMC.2021.3077533.

12. Ratnam V. V., Chen H., Chang H. H., Sehgal A., Zhang J. Optimal preprocessing of Wi-Fi CSI for sensing applications. *IEEE Transactions on Wireless Communications*. 2024. Vol. 23, Is. 9. P. 10820–10833. DOI: 10.1109/TWC.2024.3376332.

13. Dongheng Zhang, Yang Hu, Yan Chen. Breath Status Tracking Using Commodity Wi-Fi. *Proceedings of the 2018 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom)*. 2018. P. 1–10. DOI: 10.1109/GLOCOM.2018.8647255.

14. Wi-Fi Sensing. A new technology emerges : Report. v. 1.0.0 : 2nd Ed. Wireless Broadband Alliance, 2024. 55 p. URL: <https://wballiance.wpenginepowered.com/wp-content/uploads/2019/10/WBA-Wi-Fi-Sensing-Report-2024-Edition-V1.0.0.pdf> (Last accessed: 09.06.2025).

15. Wi-Fi Sensing. Test methodology and performance metrics. v. 1.2. Wireless Broadband Alliance, 2024. 94 p. URL: <https://wballiance.wpenginepowered.com/wp-content/uploads/2021/04/Wi-Fi-Sensing-Test-Methodology-v1.2-2024-Revision.pdf> (Last accessed: 09.06.2025).

16. Фрич Д. О., Журавська І. М. Виявлення небезпечних предметів за допомогою мережі Wi-Fi. *Могілянські читання – 2023 : тези доп. XXVI*

Всеукр. наук.-практ. конф., Миколаїв, 6–10 листоп. 2023 р. Миколаїв : Чорном. нац. ун-т ім. Петра Могили, 2023. С. 446–447.

17. Бойко Ю. М., Дружинін В. А., Толюпа С. В. Теоретичні аспекти підвищення завадостійкості й ефективності обробки сигналів в радіотехнічних пристроях та засобах телекомунікаційних систем за наявності завад : монографія Київ : Логос, 2018. 227 с.

18. Wi-Fi модуль HalfSize Mini PCIE Intel Ultimate-N 5300 533an_hmw (0N230K) 802.11b,g,n 450Mbps 5 GHz! URL: https://notebookcell.com.ua/ua/p1925476885-modul-halfsize-mini.html?srsltid=AfmBOooc1y0pjFV_pC9LS6cWGbbsK9cy66RcpzwqseEOFM MC3C23ZUsl (дата звернення: 01.04.2025).

19. Katterbauer K., Shehri A., Qasim A., Yousef A. AI-optimization of lithium recovery from reservoir operations – An adapted volve field study. *Proc. of the SPE/IATMI Asia Pacific Oil & Gas Conference and Exhibition*. 2023. DOI: 10.2118/215415-MS.

20. Nayak P., Das S. R., Mallick R. K., Mishra S., Althobaiti A., Mohammad A., Aymen F. 2D-convolutional neural network based fault detection and classification of transmission lines using scalogram images. *Heliyon*. 2024. Vol. 10, Is. 19. P. e38947. DOI: 10.1016/j.heliyon.2024.e38947.

21. Machlev R., Perl M., Caciularu A., Belikov J., Levy K. Ye., Levron Yo. Explaining the decisions of power quality disturbance classifiers using latent space features. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*. 2023. Vol. 148. P. 108949. DOI: 10.1016/j.ijepes.2023.108949.

22. Мікрокомп'ютер Raspberry Pi 4 Model B 1 GB. URL: https://evo.net.ua/raspberry-pi-4-model-b-1gb/?gad_source=1&gad_campaignid=17182912741&gbraid=0AAAAACph_DGz_q1l__GmYAreGOLvBtyZl&gclid=CjwKCAjw9anCBhAWEiwAqBJ-c-N1TNSevlBmaqFyfz1hWdAiAA_aR3dP3ElohHlsb6rsCdMndJxGBBoCTKYQAvD_BwE (дата звернення: 01.04.2025).

ДОДАТОК А

Код програми

```
import numpy as np
import torch
import torch.nn as nn
import argparse
from util import load_data_n_model

def train(model, tensor_loader, num_epochs, learning_rate, criterion, device):
    model = model.to(device)
    optimizer = torch.optim.Adam(model.parameters(), lr = learning_rate)
    for epoch in range(num_epochs):
        model.train()
        epoch_loss = 0
        epoch_accuracy = 0
        for data in tensor_loader:
            inputs, labels = data
            inputs = inputs.to(device)
            labels = labels.to(device)
            labels = labels.type(torch.LongTensor)

            optimizer.zero_grad()
            outputs = model(inputs)
            outputs = outputs.to(device)
            outputs = outputs.type(torch.FloatTensor)
            loss = criterion(outputs, labels)
            loss.backward()
            optimizer.step()

        epoch_loss += loss.item() * inputs.size(0)
```

```
predict_y = torch.argmax(outputs,dim=1).to(device)
epoch_accuracy += (predict_y == labels.to(device)).sum().item() /
labels.size(0)
epoch_loss = epoch_loss/len(tensor_loader.dataset)
epoch_accuracy = epoch_accuracy/len(tensor_loader)
print('Epoch:{}, Accuracy:{:.4f},Loss:{:.9f}'.format(epoch+1,
float(epoch_accuracy),float(epoch_loss)))
return
```

```
def test(model, tensor_loader, criterion, device):
    model.eval()
    test_acc = 0
    test_loss = 0
    for data in tensor_loader:
        inputs, labels = data
        inputs = inputs.to(device)
        labels.to(device)
        labels = labels.type(torch.LongTensor)

        outputs = model(inputs)
        outputs = outputs.type(torch.FloatTensor)
        outputs.to(device)

        loss = criterion(outputs,labels)
        predict_y = torch.argmax(outputs,dim=1).to(device)
        accuracy = (predict_y == labels.to(device)).sum().item() / labels.size(0)
        test_acc += accuracy
        test_loss += loss.item() * inputs.size(0)
    test_acc = test_acc/len(tensor_loader)
```

```
test_loss = test_loss/len(tensor_loader.dataset)

print("validation accuracy:{:.4f},
loss:{:.5f}".format(float(test_acc),float(test_loss)))

return

def main():
    root = './Data/'
    parser = argparse.ArgumentParser('WiFi Imaging Benchmark')
    parser.add_argument('--dataset', choices = ['UT_HAR_data','NTU-Fi-
HumanID','NTU-Fi_HAR','Widar'])
    parser.add_argument('--model', choices =
['MLP','LeNet','ResNet18','ResNet50','ResNet101','RNN','GRU','LSTM','BiLSTM',
'CNN+GRU','ViT'])
    args = parser.parse_args()

    train_loader, test_loader, model, train_epoch = load_data_n_model(args.dataset,
args.model, root)
    criterion = nn.CrossEntropyLoss()
    device = torch.device("cuda" if torch.cuda.is_available() else "cpu")
    model.to(device)

    train(
        model=model,
        tensor_loader= train_loader,
        num_epochs= train_epoch,
        learning_rate=1e-3,
        criterion=criterion,
        device=device
    )
```

```
test(  
    model=model,  
    tensor_loader=test_loader,  
    criterion=criterion,  
    device= device  
)  
return  
  
if __name__ == "__main__":  
    main()
```