

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

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

Галузь знань \_\_\_\_\_ 12 – Інформаційні технології \_\_\_\_\_

Спеціальність \_\_\_\_\_ 126 – Інформаційні системи та технології \_\_\_\_\_

на тему: «Метод та засоби інформаційної технології розпізнавання активності мешканців у системі “Розумний будинок”»

КВРІСТ.180226.22.01.03 ПЗ

Виконав: студент 2 курсу, група ІСТм–22–1

Керівник: к.т.н, доцент  
Науковий ступінь, вчене звання

  
Підпис Владовська А.О.  
Ініціали, прізвище

  
Підпис Нічепорук А.О.  
Ініціали, прізвище

До захисту допускаю:

Зав. кафедри КІС, д.т.н., проф.

Т.О. Говорущенко

18 12 2023 р.

Хмельницький, 2023

# ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Кафедра КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ

Освітній рівень МАГІСТР

Галузь знань 12 ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ

Спеціальність 126 ІНФОРМАЦІЙНІ СИСТЕМИ ТА ТЕХНОЛОГІЇ

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

ЗАТВЕРДЖУЮ

Зав. кафедри Т.О. Говорущенко

“ 01 ” 04 2023 р.

## ЗАВДАННЯ

### НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ МАГІСТРА

Владовській Анні Олександрівні

Прізвище, ім'я, по батькові студента

1. Тема проекту (роботи) Метод та засоби інформаційної технології розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок».

Керівник проекту (роботи) Нічепорук А.О., к.т.н., доцент

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

Затверджена наказом ректора університету від 15.08.2023 р. №30

2. Строк подання студентом проекту (роботи) на кафедру 10.12.2023 р.

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

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

Аналіз відомих моделей, методів та засобів інформаційної технології





Модель процесу розпізнавання активності мешканців та моделі машинного навчання у системі «Розумний будинок»

Метод розпізнавання активності мешканців у системі «розумний будинок»

Інформаційна технологія розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок»

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

6. Консультанти розділів кваліфікаційної роботи магістра

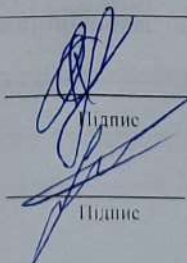
Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Нормоконтроль	Лисенко С.М., професор кафедри КПС		
Антиплагиат	Нічепорук А.О., доцент кафедри КПС		

7. Дата видачі завдання « 03 » 04 2023р.

**КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН**

№з/п	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи магістра	Термін виконання етапів проєкту (роботи)	Примітка
1	Вибір напрямку дослідження та узгодження тематики КвРМ з керівником	03.04.2023	виконано
2	Ознайомлення з предметною областю; формулювання мети та задач дослідження; визначення об'єкта та предмета дослідження	03.05.2023	виконано
3	Робота над розділом 1 – аналіз відомих моделей, методів за темою; постановка задачі	03.06.2023	виконано
4	Робота над розділом 2 – розробка моделей для вирішення поставленої задачі	03.07.2023	виконано
5	Робота над науковою статтею	01.10.2023	виконано
6	Робота над розділом 3 – розробка методів для вирішення поставленої задачі	01.10.2023	виконано
7	Робота над розділом 4 – проєктування та розробка ПЗ для вирішення поставленої задачі, експериментальна частина	01.11.2023	виконано
8	Оформлення пояснювальної записки згідно вимог	15.11.2023	виконано
9	Попередній захист ДРМ	16.11.2023	виконано
10	Захист ДРМ на засіданні ЕК	До 20.12.2023	

Студент

  
Підпис

Керівник роботи

А.О.Владовська

Ініціали, прізвище

А.О. Нічепорук

Ініціали, прізвище

## РЕФЕРАТ

Тема кваліфікаційної роботи магістра: Метод та засоби інформаційної технології розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок».

Автор роботи: Владовська Анна Олександрівна

Керівник роботи: кандидат техн. наук, доцент Нічепорук А.О.

Пояснювальна записка: 80 с., 23 рис., 10 табл., 3 дод., 81 джерело.

Перелік ключових слів: Розпізнавання активності, розумний будинок, інтеграція систем, аналіз даних, конфіденційність та безпека.

Об'єктом дослідження є процес розпізнавання та прогнозування активності мешканців у системі «Розумний будинок».

Предметом дослідження є метод та засоби інформаційної технології розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок».

Метою роботи є підвищення рівня розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок».

Методи дослідження. У роботі було застосовано наступні теорії та засоби:

- аналітичні та математичні методи дослідження;
- засоби комп'ютерних мереж;
- методи оцінки ефективності;
- сучасні програмні засоби проектування та дослідження.

Наукова новизна роботи:

– набув подальшого розвитку метод розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок», який ґрунтується на моніторингу взаємодії об'єктів, статистичної оцінки частоти з використанням метрики  $tf-idf$  та алгоритмів прогнозування, таких як мережі з короткочасною пам'яттю, що дозволило здійснити розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок»

– удосконалено інформаційну технологію розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок», яка на відмінну від відомих залучає мережі з короткочасною пам'яттю, що дозволило підвищити ступінь розпізнавання активності у системі «Розумний будинок»

## ЗМІСТ

<b>ВСТУП</b> .....	6
<b>1 АНАЛІЗ ВІДОМИХ МОДЕЛЕЙ, МЕТОДІВ ТА ЗАСОБІВ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ</b> .....	9
1.1 Концепція розумного будинку .....	9
1.2 Аналіз методів для розпізнавання активності.....	10
1.2 Інтеграція IoT і конфіденційність у взаємодії з мешканцями .....	15
1.3.1 Google Nest.....	16
1.3.2 Amazon Echo та Alexa Ecosystem .....	19
1.3.3 Apple HomeKit.....	22
1.4 Постановка задачі дослідження.....	24
<b>2 МОДЕЛЬ ПРОЦЕСУ РОЗПІЗНАВАННЯ АКТИВНОСТІ МЕШКАНЦІВ ТА МОДЕЛІ МАШИННОГО НАВЧАННЯ У СИСТЕМІ «РОЗУМНИЙ БУДИНОК»</b> .....	26
2.1 Архітектура системи «Розумний будинок» для розпізнавання активності мешканців .....	26
2.2 Модель процесу розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок».....	28
2.3 Моделі машинного навчання для розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок».....	31
2.4 Висновки .....	42
<b>3 МЕТОД РОЗПІЗНАВАННЯ АКТИВНОСТІ МЕШКАНЦІВ У СИСТЕМІ «РОЗУМНИЙ БУДИНОК»</b> .....	44
3.1 Метод розпізнавання активності мешканців на основі взаємодії об'єктів, статистичної оцінки та алгоритмів прогнозування .....	44
3.2 Етап представлення об'єкта розпізнавання та ідентифікація розпізнаваних об'єктів .....	46

3.3.Етап розпізнавання активності .....	48
3.4. Етап прогнозування майбутньої активності за допомогою LSTM.....	55
3.5 Висновок .....	60
<b>4 ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ РОЗПІЗНАВАННЯ АКТИВНОСТІ МЕШКАНЦІВ У СИСТЕМІ «РОЗУМНИЙ БУДИНОК» .....</b>	<b>62</b>
4.1 Структура інформаційної технології розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок».....	62
4.2 Засоби інформаційної технології.....	67
4.3 Структура інформаційної технології .....	72
4.4 Експеримент та оцінка.....	75
4.4.1. Етап визначення використання об’єкта.....	76
4.4.2 Етап класифікації активності.....	77
4.4.3 Етап прогнозування майбутньої активності .....	80
4.5 Висновки .....	82
<b>ВИСНОВКИ .....</b>	<b>84</b>
<b>ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ .....</b>	<b>86</b>
<b>ДОДАТОК А ЛІСТИНГ КОДУ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ .....</b>	<b>94</b>
<b>ДОДАТОК Б КОПІЯ ТЕЗ ДОПОВІДІ .....</b>	<b>97</b>
<b>ДОДАТОК В КОПІЯ ПРЕЗЕНТАЦІЇ.....</b>	<b>103</b>

## СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ

IoT – Інтернет речей (Internet of Things).

ML – Машинне навчання (Machine Learning).

AI – Штучний інтелект (Artificial Intelligence).

HIS – Система розумного будинку (Home Intelligence System).

HCI – Людино–комп’ютерна взаємодія (Human–Computer Interaction).

SAS – Сенсорні аналітичні системи (Sensor Analytic Systems).

UI – Користувацький інтерфейс (User Interface).

UX – Якість взаємодії користувача з продуктом (User Experience).

RFID – Радіочастотна ідентифікація (Radio–Frequency Identification).

BLE – Bluetooth низької енергії (Bluetooth Low Energy).

LSTM – Довготривала короткочасна пам'ять (Long Short–Term Memory).

## ВСТУП

У наш час, коли технологічний прогрес досягає нових висот, все більше уваги приділяється інтеграції розумних технологій в повсякденне життя людини. Одним із напрямків цього розвитку є створення «Розумного будинку» – системи, яка використовує інформаційні технології для автоматизації домашніх процесів і підвищення комфорту життя.

Центральною складовою такої системи є розпізнавання дій та активності мешканців, що дозволяє адаптувати роботу дому до їхніх потреб і звичок.

Використання методів і засобів інформаційних технологій для розпізнавання активності відіграє ключову роль у реалізації концепції «Розумного будинку».

Це включає в себе розробку і впровадження алгоритмів, які можуть аналізувати дані з датчиків, визначаючи, наприклад, чи людина вдома, чи вона спить, або зайнята іншою діяльністю. Така інформація використовується для керування різними системами будинку – від опалення до освітлення – максимально ефективно та комфортно для мешканців.

Однак, розвиток таких систем стикається з викликами, пов'язаними із забезпеченням точності розпізнавання активності та збереженням конфіденційності мешканців.

Існуючі системи часто обмежуються простими правилами «якщо – то», не здатні до гнучкого реагування на різноманітні ситуації, що виникають у житті сучасної людини.

Тому дослідження та розробка нових методів і засобів, які б дозволили більш точно і ефективно розпізнавати та реагувати на поведінку мешканців у «Розумному будинку», є актуальними та перспективними напрямками у сфері інформаційних технологій."

Метою роботи є підвищення рівня розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок».

Об'єктом дослідження є процес розпізнавання та прогнозування активності мешканців у системі «Розумний будинок».

Предметом дослідження є метод та засоби інформаційної технології розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок».

Методи дослідження. У роботі було застосовано наступні теорії та засоби:

- аналітичні та математичні методи дослідження;
- засоби комп'ютерних мереж;
- методи оцінки ефективності;
- сучасні програмні засоби проектування та дослідження.

Наукова новизна роботи:

- набув подальшого розвитку метод розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок», який ґрунтується на моніторингу взаємодії об'єктів, статистичної оцінки частоти з використанням метрики  $tf-idf$  та алгоритмів прогнозування, таких як мережі з короткочасною пам'яттю, що дозволило здійснити розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок»;

- удосконалено інформаційну технологію розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок», яка на відмінну від відомих залучає мережі з короткочасною пам'яттю, що дозволило підвищити ступінь розпізнавання активності у системі «Розумний будинок».

Практична цінність роботи полягає в тому, що запропонована інформаційна технологія розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок» дозволяє підвищити ступінь розпізнавання активності мешканців у системі.

Важливість роботи. Робота має важливе значення для розвитку технологій домашньої автоматизації. Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання:

1. Провести аналіз існуючих методів і технологій розпізнавання активності мешканців в системах «розумний будинок», включаючи огляд моделей та засобів, використовуваних для цієї мети.

2. Удосконалити модель процесу класифікації активності мешканців, що оптимізує використання даних з датчиків та інших пристроїв у «розумному будинку» для точнішого визначення поведінкових патернів.

3. Удосконалити метод розпізнавання активності людей.

4. Запропонувати інформаційну технологію розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок».

5. Дослідити ефективність запропонованої інформаційної технології розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок».

Публікації. Дослідження проведені у даній роботі були представлені на Всеукраїнській науково–практичній конференції «Актуальні проблеми комп’ютерних наук АПКН–2023», за результатами якої опубліковано у збірнику конференції тезу доповіді «Адаптивне прогнозування та розпізнавання поведінки мешканців у розумних будинках» [1].

Структура та об’єм дипломної роботи. Дипломна складається з вступу, чотирьох розділів, висновку та додатків, її повний зміст 105 сторінок, основний зміст викладено на 80 сторінках, 3–х додатках, містить 23 рисунків, 5 таблиць, включає 36 найменувань вітчизняної та зарубіжної літератури.

# 1 АНАЛІЗ ВІДОМИХ МОДЕЛЕЙ, МЕТОДІВ ТА ЗАСОБІВ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ

## 1.1 Концепція розумного будинку

Поява технології «розумний будинок» значною мірою змінила спосіб взаємодії людей зі їх житловим простором. Вони покращують такі характеристики як зручність, комфорт, безпека та енергоефективність [2].

Концепція домашньої автоматизації, з'явилися в середині двадцятого століття. Сучасні технологічні розробки прискорили її зростання і широке використання.

Починаючи з базових автоматизованих систем, таких як моторизовані гаражні ворота та дистанційно кероване освітлення, сучасні системи «розумного будинку» мають високий прогресу, тому що мають можуть навчатися і підлаштовуватися під уподобання та поведінкові моделі мешканців.

Інтерфейси керування для системи «розумного будинку», зазвичай у вигляді додатків для смартфонів або голосових помічників [3].

Крім того, сучасні системи «розумного будинку» використовують функції обробки даних і штучного інтелекту, що дозволяє аналізувати дані з датчиків і адаптуватися до поведінки мешканців за допомогою автономних процесів прийняття рішень.

Спектр потенційних застосувань технології «розумний будинок» широкий і охоплює безліч побутових потреб. Серед головних функцій – модернізовані системи безпеки, способи управління енергоспоживанням [4], функції, що підвищують зручність і комфорт, а також можливість контролювати стан здоров'я.

Також ці системи можуть забезпечувати моніторинг і спостереження в режимі реального часу, допомагати оптимізувати використання ресурсів.

На рисунку 1.1 зображену схему типового розумного будинку, та розташування приладів у ньому.



Для розпізнавання активності мешканців в середовищі «розумного будинку» використовуються згорткові нейронні мережі (CNN), які зосереджені на просторово–часових аспектах даних, зібраних з різних давачів, реалізуючи модель CNN для класифікації різних видів діяльності мешканців.

Модель має високу точність у розрізненні таких видів діяльності, як ходьба, сидіння та сон. Однак ефективність моделі залежить від якості та кількості даних з давачів, що підкреслює потребу в надійній мережі добре відкаліброваних давачів у «розумному будинку» [8].

Також використовуються мережі з короткочасною пам'яттю (LSTM) для прогнозування щоденних дій мешканців в «розумних будинках». Мережі LSTM використовувалися для аналізу часових рядів даних з давачів, вивчаючи регулярні патерни щоденної діяльності мешканців.

Модель могла передбачити майбутні дії з непоганою точністю, що дозволило вносити корективи в автоматизацію. Незважаючи на свою ефективність, продуктивність моделі була дещо обмеженою при обробці нерегулярних або нестандартних дій, що вказує на необхідність подальшого вдосконалення [9-11].

Щоб покращити прогнозування енергоспоживання в «розумних будинках» використовуються моделі ARIMA з машинним навчанням. Модель поєднує в собі прогнозування часових рядів ARIMA з можливостями розпізнавання образів алгоритмів машинного навчання, що сприяє більш ефективному управлінню енергоспоживанням в «розумних будинках».

Однак складність моделі та обчислювальні вимоги створюють проблеми для реалізації в реальному часі, особливо в середовищах IoT з обмеженою обчислювальною потужністю [12].

Для класифікації активності в «розумних будинках», використовується функція ядра для перетворення даних у простір вищої розмірності для більш ефективної класифікації [13, 14]. Ядро радіально–базисної функції (RBF), яка зазвичай використовується в SVM, має вигляд:

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\gamma \|x_i - x_j\|^2\right), \quad (1.1)$$

де  $\gamma$  – параметр, який потрібно оптимізувати.

Ця функція ядра допомагає обробляти нелінійні зв'язки між ознаками. Однак вибір правильного значення  $\gamma$  має вирішальне значення і може вимагати значних обчислень, особливо для великих наборів даних [15].

Інтеграцію LSTM зі згортковими нейронними мережами (CNN) для аналізу відео та сенсорних даних у «розумних будинках». Наведено формулу оновлення стану комірки LSTM, яка має вирішальне значення для фіксації часової залежності:

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \tilde{C}_t, \quad (1.2)$$

де  $C_t$  – стан комірки в момент часу  $t$ ,  $f_t$  – активація вентиля забуття,  $i_t$  – активація вхідного вентиля, а  $\tilde{C}_t$  – стан комірки-кандидата.

Ця комбінація є ефективною для розуміння складних дій, але вимагає значних обчислювальних ресурсів, що робить її менш придатною для аналізу в реальному часі в пристроях «розумного будинку» з обмеженими ресурсами [16].

Також важливим є [15] використання автокодерів для виявлення аномалій у діяльності «розумного будинку». Автокодер мінімізує втрати при реконструкції, різницю між вхідними та реконструйованими вихідними даними. Формула втрат при реконструкції:

$$L(x, \hat{x}) = \|x - \hat{x}\|^2 \quad (1.3)$$

де  $x$  – вхідні дані, а  $\hat{x}$  – реконструйовані автокодером вихідні дані.

Цей метод використовується для виявлення незвичних дій або несправності пристрою. Однак його ефективність сильно залежить від різноманітності та повноти навчальних даних [17].

Ці дослідження підкреслюють складність і різноманітність підходів до розпізнавання активності в «розумному будинку». Вони демонструють, як математичні моделі та алгоритми можуть бути адаптовані для вирішення конкретних завдань у цій галузі, таких як вибір ознак, нелінійні взаємозв'язки даних, часові залежності та виявлення аномалій.

Однак кожен підхід також має свої обмеження та вимоги, зокрема щодо обчислювальних ресурсів, якості даних та адаптивності системи [18] Технологія «розумний будинок» це домашня автоматизація, де інтеграція інформаційних технологій і передових сенсорних мереж докорінно змінила спосіб управління та взаємодії.

В основі технології «розумного будинку» лежить концепція Інтернету речей (IoT), яка по суті означає мережу фізичних пристроїв, оснащених датчиками, програмним забезпеченням та іншими технологіями з метою підключення та обміну даними з іншими пристроями і системами через Інтернет. Ці взаємопов'язані пристрої варіюються від звичайних побутових пристроїв, таких як холодильник, до складних систем безпеки і систем опалення, вентиляції та кондиціонування повітря (HVAC) [19-21].

Структура Інтернету речей в системі «розумний будинок» не тільки полегшує дистанційне керування та автоматизацію цих пристроїв, створюючи інтегровану та інтелектуальну домашню систему [22].

Архітектура має багаторівневу структуру, найнижчим рівнем є фізичні пристрої та датчики. Різні типи датчиків, такі як датчики руху, температури, які постійно збирають дані про навколишнє середовище та діяльність мешканців.

Над цим рівнем знаходиться мережевий рівень, який відповідає за передачу зібраних даних, як правило, за допомогою протоколів бездротового зв'язку, таких як Wi-Fi, Bluetooth, Zigbee або Z-Wave [23].

Потім дані обробляються та аналізуються на сервісному рівні, часто з використанням хмарних обчислень для розширення можливостей зберігання. А прикладний рівень забезпечує користувацький інтерфейс, що дозволяє

мешканцям взаємодіяти з системою, отримувати сповіщення та керувати пристроями вручну або за допомогою автоматичних налаштувань [24].

Ефективність нерозривно пов'язана з якістю її сенсорних мереж. Ці мережі, складаються з безлічі датчиків, які є основними інструментами збору даних в рамках «розумного будинку».

Наприклад датчики руху, виявляють рух у будинку і можуть бути використані для запуску попередження про небезпеку або автоматизації освітлення на основі присутності мешканців. Датчиків навколишнього середовища, включаючи датчики температури, вологості та якості повітря, контролюють умови в будинку, забезпечуючи автоматизований клімат-контроль.

Крім того, акустичні датчики і камери надають слухові та візуальні дані, які можуть бути вирішальними для більш складних функцій, таких як виявлення аномалій або навіть ідентифікація мешканців.

Збір даних у «розумному будинку» – це безперервний процес, датчики працюють у режимі реального часу [25, 26], забезпечуючи постійний потік інформації.

Ці дані є багатовимірними і мультимодальними, вони охоплюють різні типи і формати. Також потрібно не лише ефективно зібрати дані, але й обробити та аналізувати.

Величезні обсяги даних, що генеруються розгалуженою мережею датчиків, вимагають надійних стратегій управління, щоб забезпечити своєчасну і точну інтерпретацію результатів роботи датчиків.

Хоч технологічно «розумні будинки» мають багато переваг, існує проблема конфіденційності та безпеки користувачів. Збір та аналіз персональних даних, таких як графік дня, записи голосу, становлять загрозу для конфіденційності користувачів [27].

Забезпечення безпеки цих даних має першорядне значення, оскільки вразливості в системі можуть призвести до несанкціонованого доступу та використання конфіденційної інформації.

Щоб зменшити ці ризики, в системі «розумний будинок» використовуються надійні протоколи безпеки та методи шифрування. Крім того, важливе значення мають методи збереження конфіденційності, такі як анонімізація даних і суворий контроль над доступом до них.

Користувачі повинні бути проінформовані про те, які дані збираються і як вони використовуються, а також повинні мати можливість контролювати збір і обробку своїх даних. Баланс між використанням можливостей технології «розумний будинок» і захистом конфіденційності та безпеки її користувачів є критично важливим [28].

## 1.2 Інтеграція IoT і конфіденційність у взаємодії з мешканцями

Принципи функціонування, описані вище, закладають фундаментальну основу, необхідну для розуміння того, як ці системи можуть розпізнавати і реагувати на активність мешканців. Цей зв'язок є ключовим, оскільки здатність точно ідентифікувати та реагувати на дії мешканців є основою інтелектуальної та адаптивної системи «розумний будинок».

Взаємодія між технологічною інфраструктурою, сенсорними мережами, можливостями обробки даних і міркуваннями конфіденційності, безпосередньо впливає на те, наскільки ефективною є система «розумний будинок» та наскільки вона може розпізнавати і адаптуватися до нюансів поведінки та активності мешканців [29].

IoT та сенсорні мережі є основними у виявленні та інтерпретації активності мешканців. Різноманітні датчики, розгорнуті по всьому будинку, збирають дані в режимі реального часу, які відображають дії та активність мешканців.

Наприклад, датчики руху можуть відстежувати переміщення в різних кімнатах, створюючи структуру про активність [30].

Дверні та віконні датчики надають інформацію про стан безпеки будинку, а прилади, оснащені технологією Інтернету речей, можуть передавати дані про використання, вказуючи на конкретні дії, наприклад приготування їжі.

Зіставляючи дані з різних давачів, система може робити висновки про більш складну активність. Дані які одночасно отримуються наприклад з давачів руху, освітленості та використання електроприладів можуть вказувати на те, що мешканець готує їжу на кухні [31].

Такий рівень деталізації розпізнавання активності залежить від безперебійної сумісності та синхронізації даних в режимі реального часу мережі давачів в рамках «розумного будинку».

Конфіденційність та безпека стає все більш важливою в системі «розумного будинку». Для цього впроваджуються заходи безпеки даних, включаючи шифрування і безпечні протоколи передачі даних, для запобігання несанкціонованому доступу до конфіденційних даних.

Існують готові технології і продукти, які є гідними для порівняння або еталонами в цій галузі. Вони варіюються від комплексних систем «розумного будинку» до спеціалізованих пристроїв і програмних платформ, що фокусуються на конкретних аспектах розпізнавання активності в «розумному будинку» та домашньої автоматизації [32].

Вивчення цих технологій дає інформацію про найсучасніші розробки та потенційні напрямки інновацій у цій галузі.

### 1.3.1 Google Nest

Серія пристроїв Nest від Google пропонує широкий спектр давачів, таких як термостати, камери, дверні дзвінки та детектори диму, які інтегровані в систему Google (рисунок 1.2).

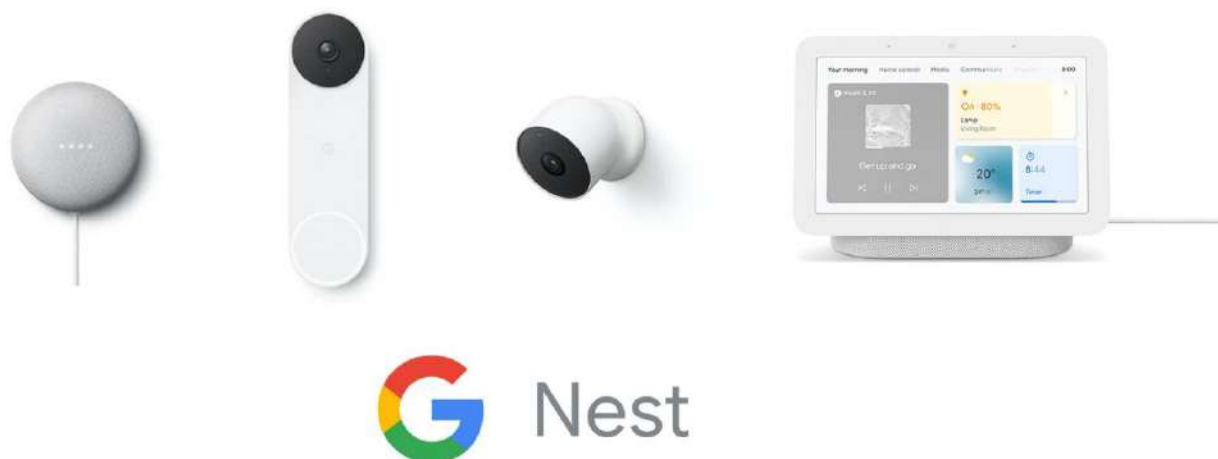


Рисунок 1.2 – Зображення давачі Google Nest для розумного будинку

Наприклад, термостат Nest Learning Thermostat підлаштовується під графік та вподобання мешканців щодо опалення та охолодження приміщення, запам'ятовуючи налаштування які встановлює [33] мешканець (рисунок 1.3).



Рисунок 1.3 – Термостат системи Google Nest

Камери та дверні дзвінки Nest, оснащені можливостями комп'ютерного зору, можуть розпізнавати знайомі обличчя та попереджати мешканця.

Google Nest представляє значний сегмент ринку, пропонуючи набір давачів, які легко інтегруються з більш широкою системою Google. Цей набір включає в себе термостат Nest Learning Thermostat, камери Nest, дверний дзвінок Nest і Nest Protect (сигналізація диму і чадного газу). Кожен з цих пристроїв відіграє певну роль у середовищі «розумного будинку», а всі разом вони створюють комплексну систему, здатну розпізнавати та реагувати на дії мешканців.

Термостат Nest Learning Thermostat є ключовим компонентом у розумінні та адаптації поведінки мешканців будинку. Цей пристрій виходить за рамки базового контролю температури; тим що він запам'ятовує всі звички та вподобання мешканця.

Аналізуючи зміни, внесені мешканцями протягом певного часу, термостат виявляє закономірності в їх щоденних діях, наприклад, коли вони прокидаються або коли повертаються додому.

Ця інформація дозволяє термостату автоматично регулювати температурні налаштування в будинку, оптимізуючи комфорт та енергоефективність. Здатність вивчати та прогнозувати поведінку мешканців є прикладом складного розпізнавання активності.

Камери Nest і дверний дзвінок Nest оснащені комп'ютерним зором і можливостями штучного інтелекту, що дозволяє їм відігравати головну роль у забезпеченні домашньої безпеки та моніторингу активності.

Ці пристрої можуть розрізнити людей, тварин і транспортні засоби, зменшуючи кількість хибних тривог і надаючи більш релевантні сповіщення. Функція розпізнавання обличчя у деяких моделях дозволяє системі ідентифікувати знайомих осіб, наприклад членів сім'ї або частих відвідувачів, і відповідним чином інформувати мешканців.

Ця функція особливо актуальна для розпізнавання активності, оскільки вона забезпечує контекстне розуміння.

Nest Protect, це давач диму та чадного газу, який інтегрується в ширшу систему Nest. Він надсилає сповіщення на смартфон користувача та взаємодіє з іншими продуктами Nest.

Наприклад, у разі тривоги Nest Protect може зв'язатися з термостатом Nest [34], щоб вимкнути систему опалення, вентиляції та кондиціонування, щоб запобігти поширенню диму або газу. Хоч він не бере безпосередньої участі в розпізнаванні щоденної активності, проте він дає додатковий рівень до загальної системи.

Інтеграція продуктів Nest з системою Google, а саме Google Assistant, розширює функціональність у розпізнаванні активності. Користувачі можуть керувати пристроями Nest за допомогою голосових команд, налаштовувати, та включати декілька пристроїв.

Наприклад, якщо сказати «На добраніч» Google Assistant, термостат Nest відрегулює температуру, камери Nest увімкнуться, а дверний дзвінок Nest перейде в нічний режим.

Такий рівень інтеграції дозволяє створювати складні автоматизовані реакції на основі розпізнаних дій мешканців.

З огляду на дані, які збирають продукти Nest, особливо камери і пристрої з аудіо можливостями, конфіденційність і безпека мають першочергове значення.

Завдяки інтеграції машинного навчання, передових сенсорних технологій і безперешкодному підключенню до системи Google, пристрої Nest забезпечують складний, але надійний для конфіденційності підхід до поліпшення домашньої автоматизації та безпеки [35].

### 1.3.2 Amazon Echo та Alexa Ecosystem

Основою системи Amazon Echo і Alexa є Amazon Echo і голосовий асистент Alexa, це забезпечує багатогранний підхід до домашньої автоматизації та інтерактивних технологій, демонструючи і адаптивність [36].

Така концепція голосової взаємодії ( зображена на рисунку 1.4) , докорінно змінює те, як мешканці взаємодіють зі своїм домашнім середовищем.

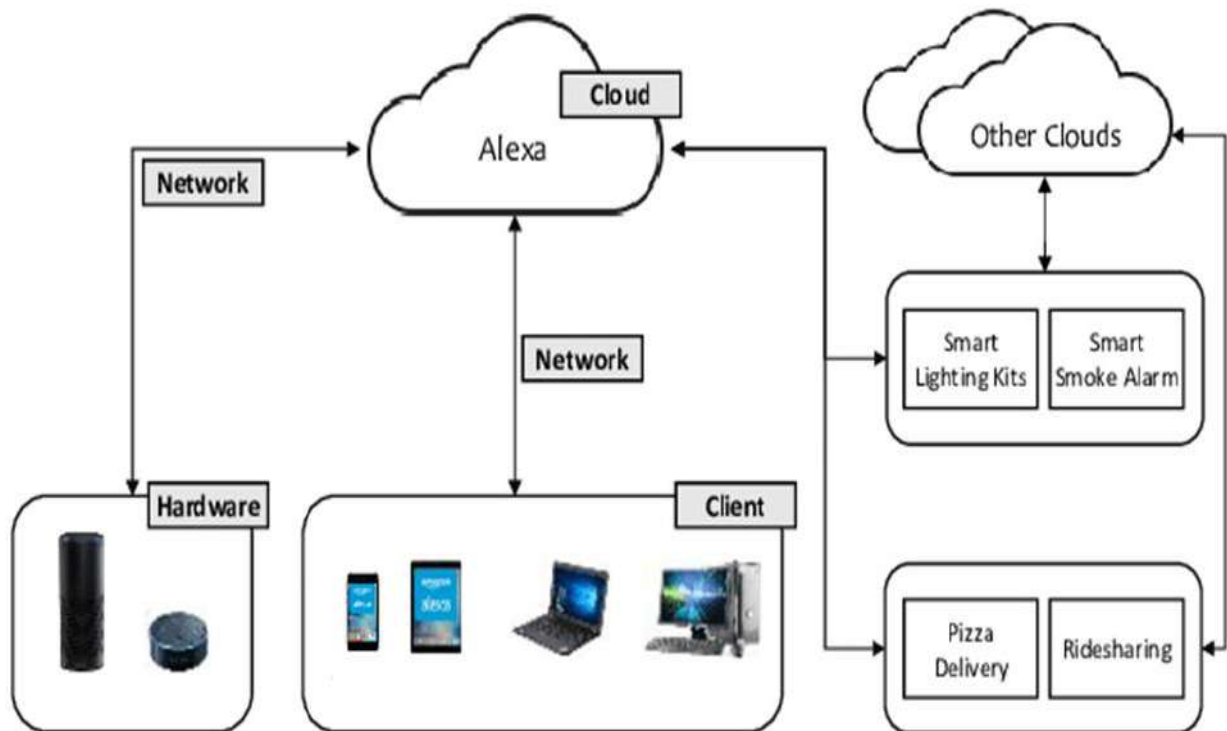


Рисунок 1.4 – Схема екосистеми Amazon Echo

Алеха, голосовий асистент, що працює на пристроях Echo, дозволяє користувачам керувати широким спектром “розумних пристроїв” за допомогою голосових команд.

Цей голосовий підхід покращує зручність користування, роблячи технологію більш доступною та інтуїтивно зрозумілою [37].

Крім базових команд для управління, розширені можливості обробки природної мови Алеха дозволяють їй розуміти і реагувати на більш складні запити.

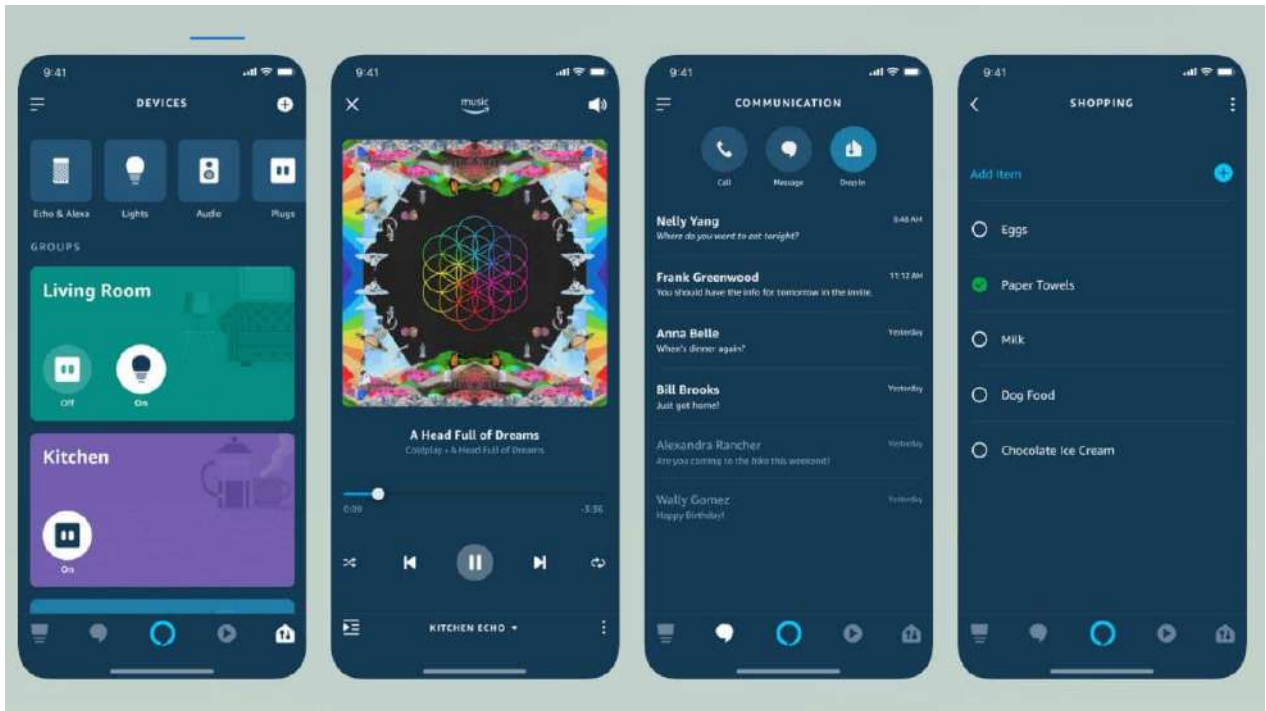


Рисунок 1.5 – Інтерфейс додатку Amazon Echo

Пристрої Echo слугують хабом для різних пристроїв «розумного будинку». Вони можуть інтегруватися з безліччю пристроїв Інтернету речей, починаючи від освітлення і термостатів і закінчуючи камерами безпеки і приладами.

Однією з особливостей Alexa в контексті розпізнавання активності є функція «Повсякденна діяльність».

Користувачі можуть використовувати її для автоматизації різних завдань на основі голосової команди, часу, та місцезнаходження.

Цей рівень автоматизації ілюструє здатність системи розпізнавати та реагувати на різні дії мешканців, забезпечуючи адаптивність.

Однак використання голосових даних для розпізнавання активності та інтеграція з різними розумними пристроями викликають серйозні занепокоєння щодо конфіденційності.

Amazon вирішила деякі з цих проблем, впровадивши такі функції, як видалення голосових команд і прозорість використання даних. Тим не менш, баланс між використанням голосових даних для розширення функціональності

та збереженням конфіденційності користувачів залишається важливим аспектом цієї системи.

Система Amazon Echo і Alexa демонструє складний підхід до розпізнавання і адаптації до дій мешканців у «розумних будинках». Завдяки голосовій взаємодії, широкій інтеграції пристроїв і вдосконаленим функціям, таким як Routines і Hunches, Alexa розширюючи межі домашньої автоматизації.

### 1.3.3 Apple HomeKit

Apple HomeKit відрізняється своєю інтеграцією з системою Apple та акцентом на безпеку і конфіденційність. У контексті визначення активності мешканців у «розумних будинках», підхід HomeKit поєднує простоту використання, безпеку та розширені можливості автоматизації.

Архітектура HomeKit розроблена для полегшення безперешкодної взаємодії між різними розумними пристроями в домашньому середовищі. Використовуючи систему Apple, включаючи додаток Home та Siri, користувачі можуть легко контролювати та автоматизувати свої смарт-пристрої.

Це стосується не лише дистанційного керування, а й створення адаптивного домашнього середовища, яке може розпізнавати та реагувати на дії мешканців [38-40].

Ключовим аспектом функціональності HomeKit у розпізнаванні активності є підтримка створення модулів які дозволяють користувачам керувати кількома пристроями за допомогою однієї команди.

Автоматизація йде ще далі, дозволяючи системі автоматично виконувати дії на основі таких «тригерів» як час, місцезнаходження, показів датчиків чи стан інших пристроїв.



Рисунок 1.6 – Інтерфейс додатку Apple Home

Наприклад, можна налаштувати автоматизацію, щоб вимкнути все світло і знизити температуру термостата, коли система виявить, що в будинку нікого немає.

Такий рівень автоматизації відображає розуміння поведінки та звичок мешканців, що є важливим для ефективного розпізнавання активності.

Сильний акцент HomeKit на безпеці та конфіденційності особливо актуальний у контексті розпізнавання активності [41]. Apple впровадила наскрізне шифрування та суворий контроль ідентичності, щоб гарантувати безпеку передачі даних між пристроями.

Крім того, HomeKit вимагає, щоб усі сторонні пристрої, які прагнуть інтегруватися, дотримувалися правил конфіденційності та безпеки Apple.

Така увага до безпеки має вирішальне значення, враховуючи чутливий характер даних, що беруть участь у моніторингу та розпізнаванні активності резидентів.

Таким чином, Apple HomeKit пропонує складний і безпечний підхід до технології «розумного дому», з особливою силою в інтеграції різних пристроїв у цілісну систему, здатну розпізнавати та адаптуватися до дій мешканців.

Здатність створювати сцени та автоматизацію в поєднанні з можливостями голосового управління Siri забезпечує зручну для користувача, але потужну платформу.

Особлива увага до безпеки та конфіденційності робить HomeKit визначним прикладом у розробці систем «розумного дому», які поважають конфіденційність користувачів, водночас ефективно розпізнаючи та реагуючи на поведінку мешканців.

#### 1.4 Постановка задачі дослідження

Існуючий огляд методів та засобів інформаційної технології розпізнавання активності в системі «розумний будинок», показав, що відомі рішення не дозволяють в повному обсязі здійснювати розпізнавання різних видів активності. Таким чином постає завдання розробки нового методу, для вирішення поставленого завдання необхідно виконання наступних етапів:

1. Провести детальний аналіз існуючих підходів та методів розпізнавання людської активності в системах «розумний будинок», зосередившись на виявленні їхніх обмежень та можливостей для покращення.

2. Удосконалити модель процесу класифікації активності мешканців, яка враховує специфіку та забезпечить більшу точність і ефективність у розпізнаванні різних видів активності.

3. Удосконалити метод розпізнавання активності людини в «Розумному будинку», який інтегрує різноманітні датчики та використовує алгоритми обробки даних для забезпечення високої точності та швидкості відгуку системи.

4. Розробити інтелектуальну систему прийняття рішень, яка автоматизує управління різними елементами «Розумного будинку» на основі

аналізу класифікованих видів активності мешканців, забезпечуючи більш ефективне та комфортне середовище проживання.

5. Провести оцінку ефективності розробленої системи шляхом аналізу її здатності точно та своєчасно розпізнавати різні види активності людини, включаючи аналіз точності, швидкості реакції та задоволеності користувачів.

## 2 МОДЕЛЬ ПРОЦЕСУ РОЗПІЗНАВАННЯ АКТИВНОСТІ МЕШКАНЦІВ ТА МОДЕЛІ МАШИННОГО НАВЧАННЯ У СИСТЕМІ «РОЗУМНИЙ БУДИНОК»

### 2.1 Архітектура системи «Розумний будинок» для розпізнавання активності мешканців

Архітектура системи «розумний будинок» базується на мережі взаємопов'язаних датчиків і пристроїв. Ними керує центральний процесор, який використовує моделі машинного навчання (ML) для інтелектуального прийняття рішень [42].

Система включає в себе різні датчики, такі як датчики руху, температури і освітленості, розміщені по всьому будинку для збору даних в режимі реального часу про місцезнаходження і діяльність мешканців [43]. Дані, які представляють різні типи, такі як показники температури або виявлення руху (рис. 2.1)

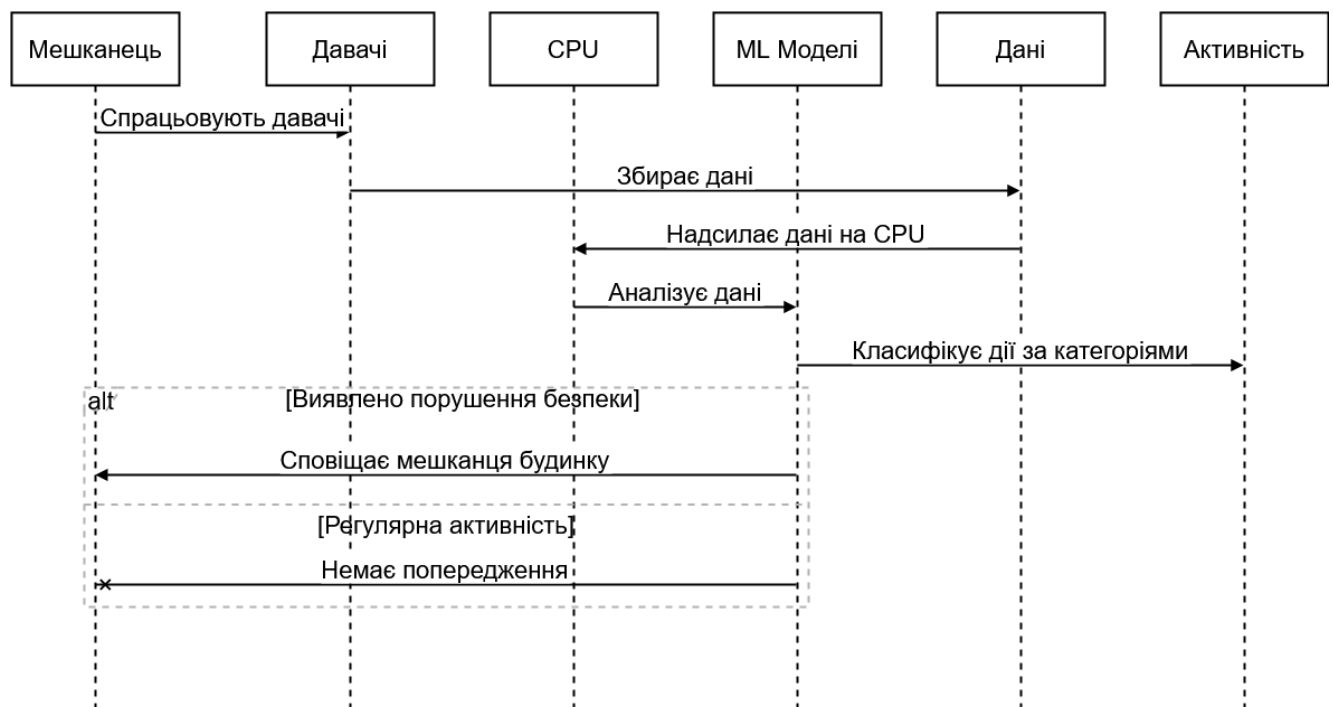


Рисунок 2.1 – діаграма інформаційної технології системи «розумний будинок»

Ці моделі є основою архітектури системи і використовують алгоритми, для керованого навчання. Керовані моделі навчаються на маркованих наборах даних і відмінно класифікують конкретні дії мешканців, наприклад розрізняють процес приготування їжі та перегляд телевізора [44].

Попередня обробка даних є ключовим кроком у архітектурі. Вона передбачає стандартизацію та нормалізацію необроблених даних з давачів для забезпечення узгодженості та надійності.

Процесор системи аналізує попередньо оброблені дані за допомогою моделей ML, щоб класифікувати види діяльності та прогнозувати потреби мешканців. На основі цього аналізу система виконує відповідні дії, такі як регулювання температури або освітлення.

Інтеграція користувацьких інтерфейсів [45], таких як мобільні додатки або голосові асистенти, є ще одним ключовим аспектом. Ці інтерфейси дозволяють мешканцям безпосередньо взаємодіяти з системою, вносячи дані вручну або скасовуючи автоматизовані рішення, коли це необхідно. Така людська взаємодія надає системі додаткові дані, покращуючи її розуміння вподобань і моделей поведінки мешканців.

Така архітектура забезпечує автоматизоване управління будинком в режимі реального часу і динамічно [46] адаптується до змін у поведінці мешканців.

Система "Розумний будинок" використовує комплексні механізми для забезпечення безпеки та комфорту мешканців. Машина опорних векторів (SVM) дозволяють системі виявляти аномалії та відхилення від звичайного поведінкового патерну, включаючи можливі небезпеки, як от витік газу або несанкціонований доступ. В таких випадках, система може автоматично ініціювати заходи безпеки, такі як відключення електроприладів, блокування входів або навіть сповіщення служб екстреної допомоги.

Для забезпечення простоти використання, система може бути налаштована на автоматичне виконання рутинних завдань згідно з розкладом або на основі поведінкових моделей мешканців. Наприклад, система може включати опалення

в передбачуваний час повернення мешканців додому або регулювати освітлення в залежності від часу дня. Це не тільки полегшує щоденне життя, але й сприяє зниженню споживання енергії.

Розвиток "Розумного будинку" включає в себе неперервне оновлення і вдосконалення. Оновлення програмного забезпечення, вдосконалення моделей машинного навчання і збільшення функціональності інтерфейсів – це лише деякі з аспектів, які забезпечують тривалу вартість та ефективність системи.

Завдяки зворотному зв'язку від користувачів та аналітики даних, система "Розумний будинок" може ставати все більш інтелектуальною та зручною у використанні з часом, пропонуючи більш особистісний і цілісний досвід.

## 2.2 Модель процесу розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок»

Розумний будинок – це система, яка автоматизує різні процеси в будинку, такі як освітлення, опалення, вентиляція та безпека. Для того, щоб система працювала ефективно, необхідно правильно розпізнавати активність мешканців. Це дозволить системі виконувати дії, які відповідають потребам мешканців.

Процес починається з того, що датчики в будинку збирають дані про розташування людей і їхню активність.

Ці дані потім передаються в машинне навчання (ML) модель для аналізу. ML-модель визначає категорії даних, а також їхню релевантність для певних дій. Ці дані потім використовуються для генерування дій, які повинні бути виконані розумним будинком [47].

Представимо модель процесу розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок» у вигляді схеми, поданої на рисунку 2.2.

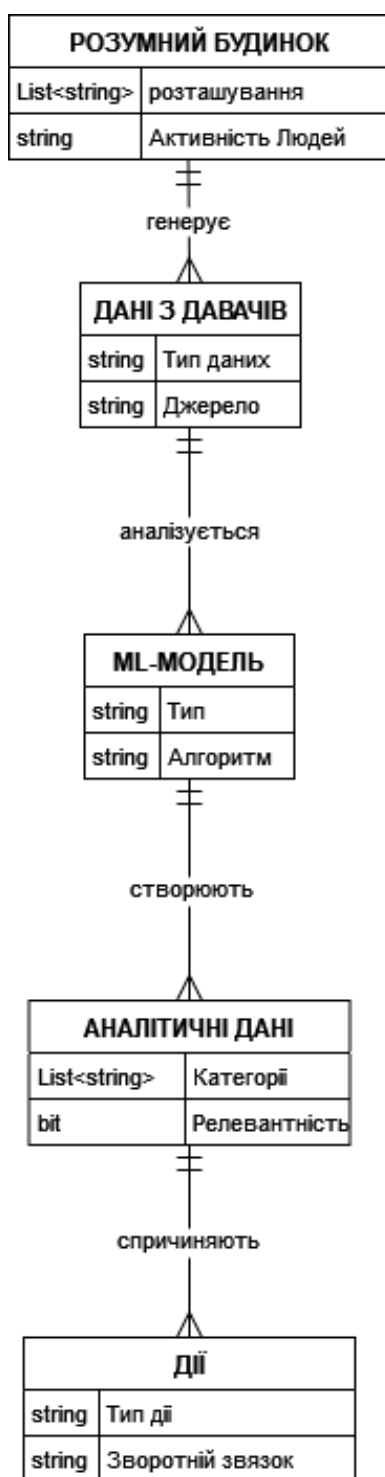


Рисунок 2.2 – Модель процесу розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок»

Виділимо в моделі процесу розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок» наступні сутності:

- Розташування: датчики в будинку збирають дані про те, де знаходяться люди в будинку. Ці дані можуть бути отримані за допомогою датчиків руху, датчиків дверей і вікон або інших пристроїв.
- Активність людей: датчики також збирають дані про те, що роблять люди в будинку. Ці дані можуть бути отримані за допомогою датчиків освітлення, датчиків температури або інших пристроїв.
- Дані з датчиків: дані, зібрані датчиками, зберігаються в списку.
- Тип даних: для кожного набору даних визначається його тип. Типи даних можуть включати в себе розташування, активність людей, температуру, освітлення тощо.
- Джерело: для кожного набору даних визначається його джерело. Джерела даних можуть включати в себе датчики руху, датчики дверей і вікон, датчики освітлення тощо.
- ML-модель: ML-модель аналізує дані з датчиків. ML-модель може бути навчена на наборі даних, який містить приклади різних категорій даних і релевантних дій.
- Тип: ML-модель визначає тип кожної категорії даних. Типи категорій можуть включати в себе «людина в кімнаті», «людина в кухні», «людина відкриває двері» тощо.
- Алгоритм: ML-модель також визначає алгоритм, який повинен бути використаний для генерування дій. Алгоритми можуть включати в себе правила, нейронні мережі тощо.
- Аналітичні дані: ML-модель генерує аналітичні дані. Аналітичні дані можуть включати в себе інформацію про категорії даних, їхню релевантність і алгоритми, які повинні бути використані для генерування дій.
- Категорії: аналітичні дані групуються за категоріями.
- Релевантність: для кожної категорії визначається її релевантність. Релевантність може бути визначена як ймовірність того, що дія буде корисною для людини.

– Дії: на основі аналітичних даних генеруються дії. Дії можуть включати в себе включення освітлення, зміну температури, відкриття дверей тощо.

– Тип дії: для кожної дії визначається її тип. Типи дій можуть включати в себе включення, вимикання, зміна тощо.

– Зворотний зв'язок: дії, які були виконані розумним будинком, можуть бути використані для покращення ML-моделі [48-50].

Таким чином представлено модель процесу розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок».

– Модель складається з наступних етапів: збір даних (давачи в будинку збирають дані про розташування і активність мешканців);

– аналітика даних (аналізатор даних аналізує дані, зібрані давачами);

– генерація дій (генератор дій генерує дії, які повинні бути виконані системою).

Модель дозволяє системі виконувати дії, які відповідають потребам мешканців.

Наприклад, якщо система розпізнає, що людина в кімнаті, вона може включити освітлення. Якщо система розпізнає, що людина готує, вона може збільшити температуру в кухні.

### 2.3 Моделі машинного навчання для розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок»

Дослідження розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок» об'єднує теоретичні та експериментальні методології для забезпечення всебічного розуміння та застосування. Теоретична основа в першу чергу обертається навколо машинного навчання (ML) і методів обробки даних, оскільки вони є основою сучасних інтелектуальних систем [51].

Інтеграція цих моделей машинного навчання в системи розумного будинку вимагає надійної та масштабованої архітектури.

Система повинна ефективно обробляти і аналізувати безперервний потік сенсорних даних, застосовуючи моделі машинного навчання для розпізнавання і прогнозування дій мешканців [52].

Ця функціональність має вирішальне значення для автоматизації різних домашніх функцій, таких як освітлення, опалення чи безпека, а також для забезпечення персоналізованого досвіду для мешканців.

В основі здатності «розумного будинку» розпізнавати активність мешканців лежать алгоритми машинного навчання. Ці алгоритми вміють розпізнавати шаблони, навчаючись на історичних даних, щоб передбачати майбутні дії або стани.

Моделі навчання з учителем базуються на маркованих наборах даних, де вхідні дані позначені відповідними вихідними.

Таким чином, модель вчиться передбачати вихідні дані на основі вхідних даних. До поширених алгоритмів керованого навчання належать машини опорних векторів (SVM), дерева рішень і нейронні мережі [52-54].

Використання моделей керованого навчання, таких як SVM [55], значно спрощує процес розпізнавання активності. Ці моделі, навчені на маркованих наборах даних, чудово класифікують конкретні дії мешканців.

Наприклад, дерево рішень можна використовувати для розрізнення таких видів діяльності, як приготування їжі, перегляд телевізора або сон, на основі даних від давачів, таких як рух, звук і температура.

Точність і надійність цих моделей залежать від якості та різноманітності навчальних даних, що підкреслює потребу в повних і репрезентативних наборах даних, які охоплюють широкий спектр діяльності мешканців [56].

Застосування моделі SVM є потужним інструментом для задач класифікації [57]. SVM знаходить гіперплощину в  $N$ -вимірному просторі, яка чітко класифікує точки даних. Розміри гіперплощини визначаються кількістю ознак у даних. Рівняння гіперплощини у простому двовимірному просторі має вигляд:

$$y = wx + b. \quad (2.1)$$

Ефективність ML–моделей залежить від якості даних, що подаються на вхід. Тому значна увага приділяється методам попередньої обробки даних.

Попередня обробка даних у розумних будинках передбачає перетворення необроблених даних давачів і вхідних даних користувача у формат, який може бути ефективно використаний алгоритмами машинного навчання [58].

На відміну від керованих моделей, алгоритми неконтрольованого навчання працюють з немаркованими даними [59]. Вони використовуються для пошуку прихованих закономірностей або внутрішніх структур у вхідних даних.

Кластеризація та асоціація є типовими прикладами алгоритмів неконтрольованого навчання [60]. Ці моделі чудово виявляють закономірності або аномалії в даних, які не мають чітких позначень.

Поширеним застосуванням у розумних будинках може бути виявлення незвичайних моделей використання енергії або виявлення потенційних порушень безпеки. Можна використовувати такі алгоритми, як кластеризація за методом K–середніх, де метою є розбиття  $n$  спостережень на  $k$  кластерів, в яких кожне спостереження належить до кластеру з найближчим середнім значенням [61].

Моделі неконтрольованого навчання, такі як кластеризація K-середніх, добре виконують задачу виявлення прихованих закономірностей або аномалій у даних.

У контексті розпізнавання активності ці алгоритми можуть ідентифікувати незвичні моделі поведінки, які можуть вказувати на надзвичайні ситуації або порушення безпеки.

Наприклад, система виявлення аномалій може розпізнати злом або екстрену медичну ситуацію на основі відхилень від нормальних шаблонів активності [62-64].

Кожна модель служить певній меті:

- моделі керованого навчання, такі як машини опорних векторів (SVM), вміло класифікують дії мешканців, навчаючись на основі маркованих даних;
- моделі некерованого навчання, такі як кластеризація K–середніх, виявляють приховані закономірності в енергоспоживанні або виявляють потенційні порушення безпеки в немаркованих наборах даних;
- а моделі навчання з підкріпленням динамічно адаптуються до змін у поведінці мешканців, оптимізуючи реакцію розумного будинку.

Кластеризація K–середніх, що використовується в некерованому навчанні для виявлення закономірностей, має на меті розбиття спостережень на кластери. Цільова функція може виглядати наступним чином [65]:

$$\sum_{i=1}^k \sum_{x \in S_i} \|x - \mu_i\|^2. \quad (2.2)$$

Нормалізація та стандартизація є важливою для приведення різних типів даних до порівнянного масштабу.

Нормалізація зазвичай передбачає масштабування даних до фіксованого діапазону, зазвичай від 0 до 1, тоді як стандартизація передбачає зміщення розподілу кожної ознаки так, щоб середнє значення дорівнювало нулю [66, 67], а стандартне відхилення – одиниці, як це виражається формулою:

$$z = \frac{(x - \mu)}{\sigma}, \quad (2.3)$$

де  $z$  – стандартизоване значення,  $x$  – вихідне значення,  $\mu$  – середнє значення набору даних, а  $\sigma$  – стандартне відхилення [68].

З огляду на те, що дані про «розумний дім» можуть надходити з різних джерел з різними шкалами та одиницями виміру, для усунення розбіжностей.

Широко використовується метод нормалізації (стандартизації) за Z–рахунком, представлений раніше. Іншим поширеним підходом є Min–Max

масштабування, коли дані масштабуються до фіксованого діапазону, як правило, від 0 до 1. Формула для Min–Max масштабування наведена нижче:

$$x' = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)}, \quad (2.4)$$

де  $x$  – початкове значення,  $\min(x)$  і  $\max(x)$  – мінімальне і максимальне значення в даних відповідно, а  $x'$  – масштабоване значення [69].

Ключовим етапом експериментальної фази є збір реальних даних з різних джерел у середовищі «розумного будинку».

Ці дані можуть включати показання датчиків (наприклад, датчиків руху, температури або освітленості), дані, введені користувачем (через інтерфейси або додатки), а також історичні дані про використання [70].

У контексті розумного будинку не всі зібрані дані однаково важливі для кожного завдання. Відбір ознак передбачає вибір найбільш релевантних ознак для конкретної моделі або аналізу [71].

Для виокремлення ознак можна використовувати такі методи, як аналіз головних компонент (PCA), що зменшує розмірність даних, зберігаючи при цьому найважливішу інформацію. PCA перетворює дані в нову систему координат, зменшуючи кількість вимірів без значної втрати інформації.

Зібрані дані використовуються для навчання моделей ML. Ця фаза є ітеративною, де моделі постійно вдосконалюються для підвищення точності та ефективності. Згодом моделі тестуються на окремому наборі даних, щоб оцінити їхню продуктивність [72].

Моделювання відіграє вирішальну роль в оцінці доцільності та надійності системи «розумний будинок» в контрольованому середовищі. Після успішного моделювання моделі розгортаються в реальних умовах для подальшого тестування і доопрацювання.

Архітектура системи «Розумний будинок» розроблена таким чином, щоб сприяти ефективному потоку інформації, забезпечуючи безперебійний зв'язок між різними компонентами [73, 74].

Центральний процесор являє собою мозок системи, де дані обробляються і аналізуються. Це передбачає застосування вищезгаданих методів машинного навчання та попередньої обробки даних для інтерпретації необроблених даних, перетворюючи їх на дієві аналітичні результати. Цей процес можна візуалізувати у вигляді конвеєра даних, де кожен етап (від збору до генерації результатів) чітко визначений і оптимізований для підвищення ефективності [75].

Збір різноманітних і репрезентативних даних має вирішальне значення для ефективності системи «Розумний будинок». Це передбачає встановлення масиву датчиків та інтерфейсів для фіксації широкого спектру дій та умов навколишнього середовища. Наприклад, датчики руху, температури, камери та мікрофони в сукупності можуть дати цілісне уявлення про діяльність мешканців і домашнє середовище.

На основі аналізу система виконує дії (наприклад, регулює термостат або освітлення) і забезпечує зворотний зв'язок з мешканцями або через автоматизовані налаштування, або через інтерфейс користувача. Цей цикл дій та зворотного зв'язку є безперервним, адаптуючись до змін у поведінці та вподобаннях мешканців [76-78].

Такі технології, як IoT, полегшують безперебійний зв'язок. Центральний блок, діючи як мозок системи, обробляє і аналізує ці дані, перетворюючи їх на дієві аналітичні дані. Цей процес схожий на конвеєр даних, кожен етап якого ретельно розроблений для максимальної ефективності. Перехід від контрольованих симуляцій до тестування в реальних умовах є критичним етапом.

Інтеграція системи «Розумний будинок» в повсякденне життя користувачів передбачає плавний перехід від етапу розробки до її реалізації та використання. Ретельно планований процес переходу включає пілотування технології в окремих приміщеннях або для обмеженого числа функцій, що

дозволяє виявити потенційні проблеми в контрольованих умовах і внести корективи перед повномасштабним впровадженням. Під час ітеративного процесу, де система «навчається» з кожного циклу використання, можуть відбуватися безперервні удосконалення і налаштування, що забезпечують її оптимальну адаптацію до потреб користувачів.

Постійний розвиток та оновлення програмного забезпечення системи "Розумний будинок" також є ключовим для забезпечення її актуальності та ефективності у довгостроковій перспективі. Розробники системи повинні враховувати зворотний зв'язок від користувачів для внесення поліпшень, а також забезпечувати систему оновленнями безпеки та новими функціями, що відповідають сучасним технологічним тенденціям.

Це включає в себе інтеграцію з новими пристроями інтернету речей, підтримку нових стандартів даних та кращу інтеграцію з іншими системами домашньої автоматизації, що разом формує екосистему "розумного будинку", яка постійно розвивається і адаптується до потреб своїх користувачів.

За допомогою діаграми Ганта, як показано на рисунку 2.3, можна візуально відстежити прогрес проєкту та оцінити взаємозалежності між різними етапами розробки та впровадження.

Такий підхід сприяє ефективному управлінню проєктом та допомагає уникнути затримок і перевитрат. В кінцевому підсумку, система "Розумний будинок" повинна пройти повну серію тестувань, від простих до складних сценаріїв, щоб забезпечити її надійність і безпеку при експлуатації в реальних домогосподарствах.

Саме тут теоретичні моделі стикаються з практичними сценаріями, адаптуючись і розвиваючись на основі зворотного зв'язку в режимі реального часу і взаємодії в середовищі «розумного будинку».

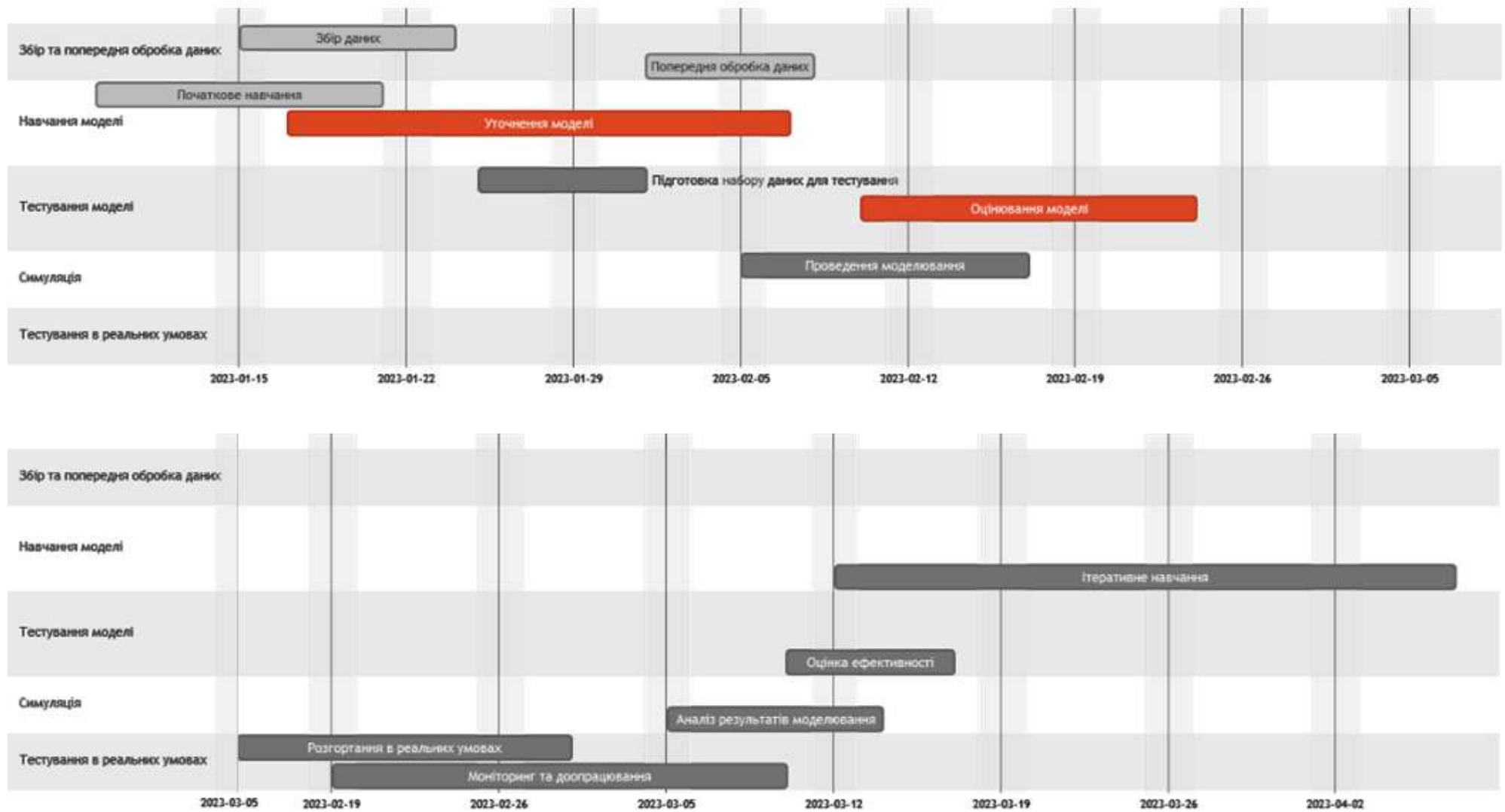


Рисунок 2.3 – Діаграма Ганта порядку обробки інформації

На завершальному етапі інформаційного потоку система вживає заходів на основі аналізу (наприклад, регулює термостат або попереджає мешканців про незвичну активність) і забезпечує зворотний зв'язок.

Цей цикл зворотного зв'язку має вирішальне значення для підтримки актуальності та точності системи «розумний будинок» [79, 80], оскільки дозволяє безперервно навчатися і адаптуватися до мінливих умов і вподобань (рисунок 2.4).

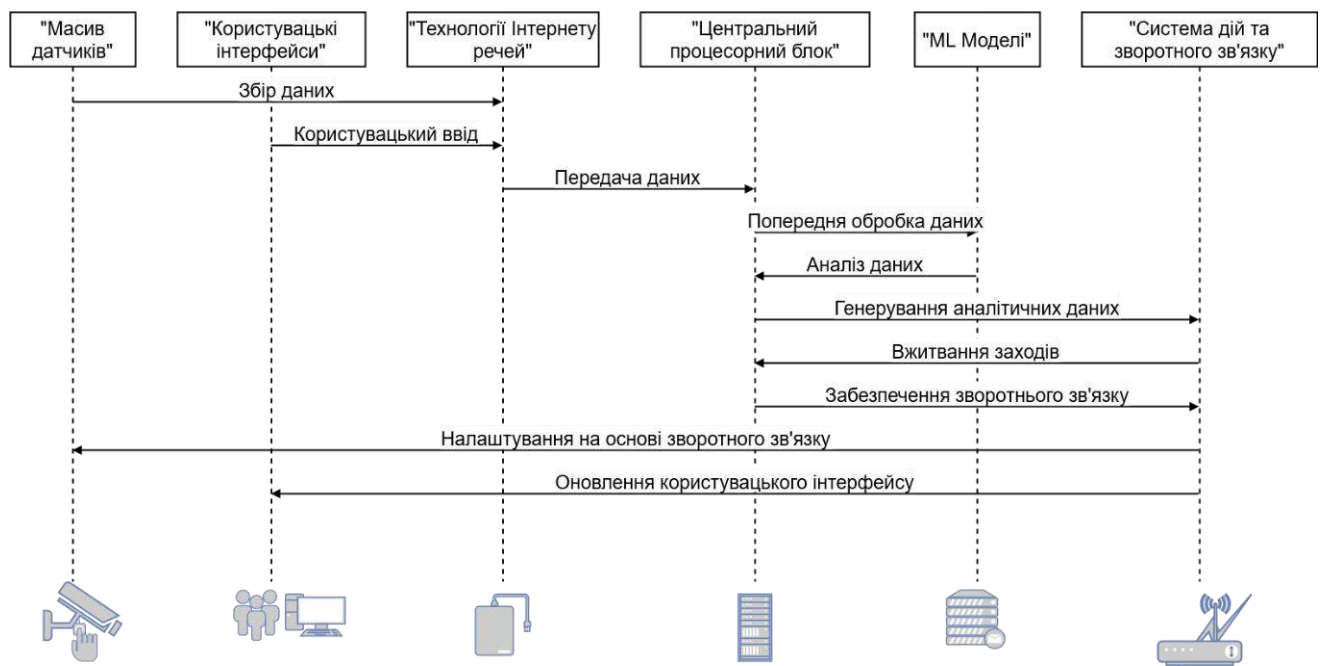


Рисунок 2.4 – Інформаційний потік технології розпізнавання активності

Складність «розумного будинку» вимагає об'єднання різних типів даних – поєднання даних з датчиків, вхідних даних користувача і факторів навколишнього середовища.

Для більш ефективної інтеграції цих різномірних даних можна використовувати передові методи злиття даних, що дають більш повну і точну картину активності мешканців.

Такі методи, як злиття датчиків, що поєднує дані з різних датчиків для підвищення точності та надійності системи, можуть мати вирішальне значення.

На етапі високорівневої інтеграції, система "Розумний будинок" здатна обробляти великі обсяги даних, використовуючи складні алгоритми для забезпечення інтелектуальних висновків.

Стратегії злиття даних дозволяють системі робити висновки на основі даних з різних джерел, що забезпечує вищу точність в діагностиці та відповіді на зміни в умовах домашнього середовища. Використання інтелектуального аналізу даних та машинного навчання дозволяє системі виявляти тенденції та закономірності, які можуть бути неочевидними для простих алгоритмів, тим самим забезпечуючи кращу персоналізацію та автоматизацію реакцій на потреби мешканців.

За допомогою таких технологій, як Інтернет речей (IoT), система "Розумний будинок" може бути пов'язана з мобільними додатками, голосовими помічниками та іншими інтерфейсами, які дають користувачам змогу взаємодіяти з системою в більш інтуїтивний та зручний спосіб.

Це включає можливість віддаленого моніторингу, контролю та налаштування системи, що сприяє забезпеченню безпеки, зручності та ефективності.

Розвиток та удосконалення комунікаційних протоколів, таких як MQTT або CoAP, забезпечує стабільне та безпечне з'єднання між давачами та центральним процесором, що є основою для надійного збору та передачі даних.

Всі ці аспекти спільно працюють на створення інтелектуалізованої, масштабованої та адаптивної системи, яка може самостійно оновлюватися та оптимізуватися завдяки аналітичним даним, отриманим із безперервного процесу зворотного зв'язку.

Таким чином, "Розумний будинок" не просто автоматизує певні завдання, але й стає більш інтуїтивно зрозумілим для своїх користувачів, адаптуючись до їх повсякденного життя та змін у поведінці.

Крім того, включення семантичного аналізу з використанням обробки природної мови (NLP) може додати ще один рівень розуміння, особливо в інтерпретації голосових команд або відгуків користувачів [81].

Це може призвести до створення більш інтерактивного та інтуїтивно зрозумілого середовища «розумного будинку», де системи не лише реагуватимуть на фізичні дії, але й розумітимуть та адаптуватимуться до вербальних та невербальних сигналів від мешканців.

Враховання таких сигналів дозволяє створити більш особистісно налаштоване та контекстно чутливе середовище. Наприклад, система може визначити стан здоров'я мешканця через аналіз його голосу або жести та, відповідно, адаптувати параметри освітлення чи температури в будинку. Ці технології дозволяють системам не тільки виявляти та реагувати на явні команди, але й розуміти контекст та емоційний стан мешканців.

Застосування алгоритмів обробки природної мови (NLP) та аналізу емоцій може включати здатність системи інтерпретувати не лише словесні накази, але й інтонації, акценти та навіть іронію чи сарказм. Це забезпечує більш природну взаємодію між людиною та системою.

Крім того, використання технологій розпізнавання жестів та виразів обличчя дозволяє системі розумного будинку реагувати на невербальні сигнали. Наприклад, система може автоматично вмикати світло або регулювати температуру, інтерпретуючи жести користувача або його вираз обличчя як сигнали потреби.

Щоб досягти цієї рівня інтерактивності, системи розумного будинку повинні постійно навчатися та оновлюватися, використовуючи зібрані дані для вдосконалення своїх алгоритмів. Це також передбачає забезпечення високого рівня безпеки та конфіденційності, оскільки система буде обробляти великі обсяги персональних даних.

Припустимо,  $P(w|O)$  визначає ймовірність слова  $w$  за умови спостереження  $O$ , тобто аудіо сигналу. Тоді розпізнавання мови можна визначити як:

$$w^* = \arg \max_w P(w|O), \quad (2.5)$$

де  $w^*$  - це найімовірніше слово або послідовність слів, які система ідентифікує з аудіо сигналу.

Проте цей підхід вимагає великих обсягів тренувальних даних для навчання моделей розпізнавання мови, де система вчиться відрізняти різні слова та фрази на основі їх звукових характеристик.

Для оптимізації адаптивності системи розумного будинку до поведінки мешканців, можна використовувати формулу машинного навчання, яка оновлює параметри моделі на основі вхідних даних:

$$\theta_{new} = \theta_{old} + \alpha \cdot \nabla J(\theta), \quad (2.6)$$

де  $\theta$  представляє параметри моделі,  $\alpha$  - швидкість навчання, а  $\nabla J(\theta)$  - градієнт функції втрати, що оцінює розходження між прогнозами моделі та реальними даними.

Таким чином, інтеграція розширених алгоритмів обробки природної мови, аналізу емоцій та адаптивних механізмів машинного навчання дозволяє створити інтерактивне та інтуїтивно зрозуміле середовище розумного будинку, що відповідає на потреби його мешканців на найвищому рівні.

## 2.4 Висновки

У цьому розділі було проведено детальний аналіз та розроблено комплексну модель процесу розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок».

Проведено огляд моделей машинного навчання, зокрема, нейронних мереж, SVM, дерев рішень та ансамблевих методів, та визначено їх придатність для застосування в системі «Розумний будинок». Особлива увага була приділена аналізу ефективності цих моделей у реальних умовах житлового середовища.

Визначено ключові фактори, що впливають на точність та надійність системи, такі як варіативність даних, рівень шуму в давачах, та інтеграція даних

з різних джерел. Запропоновано методи підвищення ефективності системи, зокрема, застосування фільтрації шуму та технік злиття даних.

Модель інтегрує в себе різні підходи машинного навчання, забезпечуючи точне та ефективне визначення різних видів людської діяльності.

### 3 МЕТОД РОЗПІЗНАВАННЯ АКТИВНОСТІ МЕШКАНЦІВ У СИСТЕМІ «РОЗУМНИЙ БУДИНОК»

3.1 Метод розпізнавання активності мешканців на основі взаємодії об'єктів, статистичної оцінки та алгоритмів прогнозування

З метою розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок» запропоновано метод, який ґрунтується на унікальному моніторингу взаємодії об'єктів, статистичної оцінки частоти з використанням метрики  $tf-idf$  та алгоритмів прогнозування, таких як мережі з короткочасною пам'яттю (рисунок 3.1).

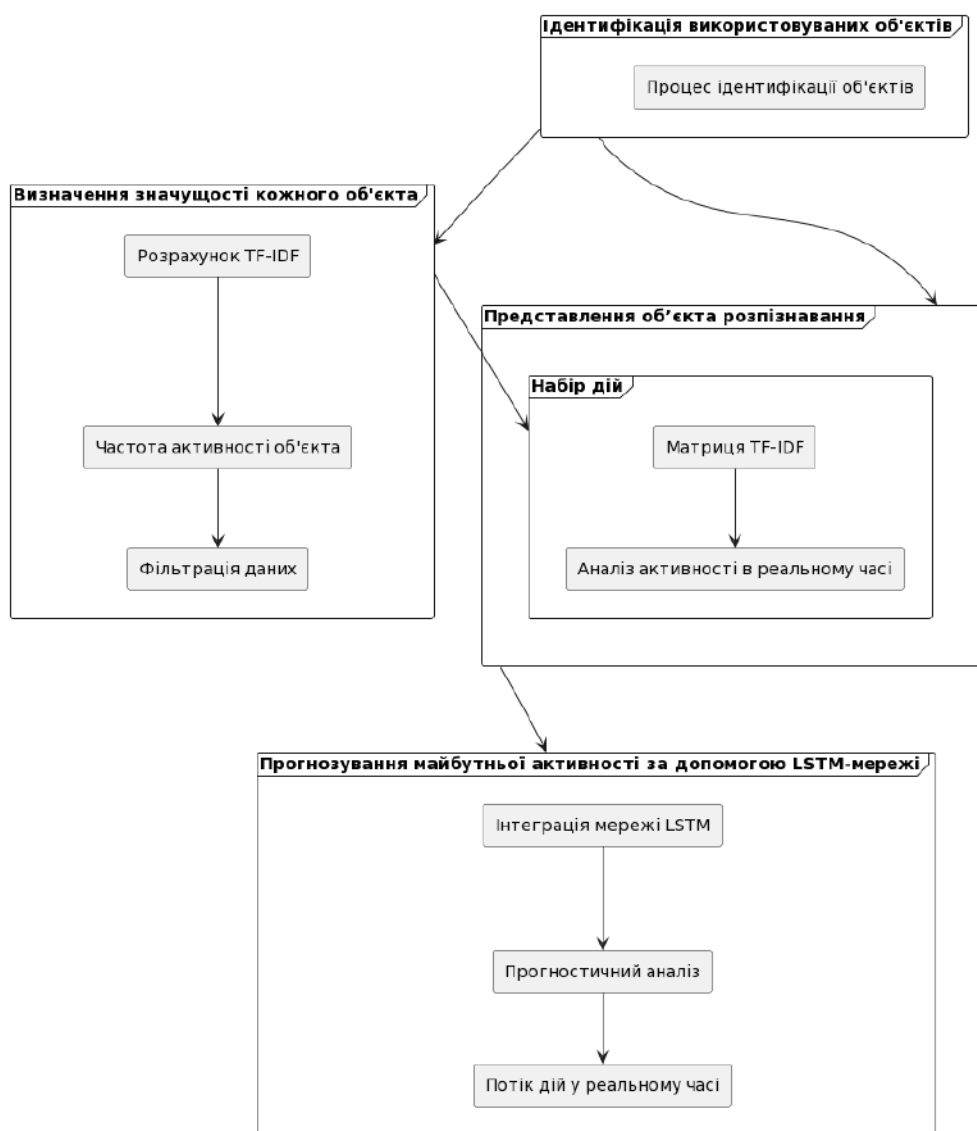


Рисунок 3.1 – Процес розпізнавання активності

Особливістю даного методу є те, що він не покладається виключно на прямі вхідні дані давачів або заздалегідь визначені моделі активності.

Натомість розширює визначення активності, включаючи ширший спектр взаємодій об'єктів. Таке розширення досягається завдяки застосуванню  $tf-idf$ . Таким чином це дозволить розпізнати активність мешканців із високою точністю.

Запропонований метод складається із наступних кроків:

1. Представлення об'єкта розпізнавання;
2. ідентифікація використовуваних об'єктів;
3. визначення значущості кожного об'єкта;
4. визначення активності в реальному часі;
5. прогнозування майбутньої активності за допомогою LSTM–мережі.

Розглянемо детальніше кроки запропонованого методу

Процес розпізнавання активності в «розумному будинку» починається з ідентифікації використовуваних об'єктів.

Наступним етапом визначення значущості для кожного об'єкта, для цього використовується інформаційний пошук та  $tf-idf$ .

Матриця  $tf-idf$  формує основу для процесу розпізнавання активності в реальному часі. Коли виявляється нове використання об'єкта, система звертається до цієї матриці, щоб визначити найбільш ймовірну поточну активність на основі найвищої оцінки  $tf-idf$ .

Ці дії визначаються на основі безперервного моніторингу використання об'єкта і розрахованих оцінок  $tf-idf$ .

Основними вхідними даними для розроблюваного методу є дані в реальному часі про використання об'єктів в середовищі «розумного будинку». Крім того, архівні журнали активності та патерни слугують вхідними даними для навчання LSTM–моделі.

Метод виводить в реальному часі потік розпізнаних дій на основі взаємодії об'єктів. Цей потік доповнюється прогнозами, які надає модель LSTM, вказуючи на потенційні майбутні дії на основі поточних та архівних даних.

Таким чином розроблений метод, дозволяє поєднати об'єктно-орієнтоване розпізнавання активності з прогнозним моделюванням за допомогою LSTM-мереж.

Особливість методу полягає в його здатності не тільки розпізнавати поточну діяльність в режимі реального часу, але і передбачати майбутні дії, що дозволяє покращити механізм розпізнавання активності в системі «розумного будинку».

### 3.2 Етап представлення об'єкта розпізнавання та ідентифікація розпізнаваних об'єктів

Цей етап закладає основу для всієї системи, встановлюючи метод виявлення використання об'єктів у середовищі розумного будинку. Процес починається з RFID-міток, які прикріплюються до різних об'єктів, що зазвичай використовуються в повсякденній діяльності.

Потім ці мітки зчитуються UHF RFID-зчитувачем, оснащеним антеною великої дальності, призначеною для покриття великої площі і виявлення взаємодії з об'єктами, наприклад меблями.

Важливим компонентом на цьому етапі є фазовий аналіз, який ґрунтується на дослідженні фази радіочастот, параметра радіочастотного каналу, який безперервно зчитується RFID-зчитувачем.

Ці фазові дані чутливі до взаємодії між людьми та об'єктами з RFID-мітками, що дозволяє системі розпізнавати різні типи взаємодії, наприклад, проходження повз об'єкт або його підняття.

Методологія виявлення включає в себе спеціальний алгоритм, який переводить фазові дані в двійковий стан використання об'єкта, визначаючи, чи використовується об'єкт, чи ні.

Результатом цього етапу є набір двійкових даних про стан використання кожного позначеного об'єкта, що слугує основою для подальшого процесу розпізнавання активності.

Стан мітки змінюється на «1», незалежно від того, наскільки близько люди стоять або проходять повз об'єкт. Оскільки фаза є більш чутливою до відстані, ніж інтерференція або відображення, їх взаємодія з об'єктами може бути визначена правильно [20].

Окрім вищезгаданих взаємодій, мешканці також взаємодіють з меблями, такими як ліжко та диван, тоді використання об'єкта можна визначити за фазою. UHF RFID-зчитувачі здатні сканувати мітки кілька разів за секунду.

Середня частота дискретизації для кожної мітки становить 12 разів на секунду. Хоча зчитувач може продовжувати отримувати розсіяний назад сигнал, коли мітка створює перешкоди, він не може бачити мітку, коли вона повністю заблокована. Це дозволяє використовувати наступний простий спосіб виявлення таких взаємодій:

$$c = \text{if}((t_0 - t_1) > T), \quad (3.7)$$

де  $t_0$  позначає поточну мітку часу,  $t_1$  позначає часову мітку попереднього раундового сканування,  $c$  – покриття, а  $T$  – поріг стану мітки.  $T$  є рівним 1 с, щоб забезпечити достатню чутливість для виявлення короткочасних взаємодій. Для деяких специфічних об'єктів, таких як ліжко, можна збільшити  $T$ , щоб виявити потрібну взаємодію (таблиця 3.1).

Таблиця 3.1 – Спосіб виявлення використання об'єкта

Використання	Стан	Взаємодія	Об'єкти
1	Покритий	Сидіння, лежання, блокування	Стілець, ліжко, диван, вимикач і т.д.
	Піднятий	Підйом	Ніж, зубна щітка, палички для їжі і т.д.
0	Втручання	Проходження	Всі
	Спокій	Відсутність	Всі



Для зберігання даних створюється дві черги, в яких фіксується виявлення використання об'єкта. «Увімкнена черга» містить ідентифікатор об'єкта та позначку часу, коли об'єкт починає використовуватись, тоді як «Вимкнена черга» містить ідентифікатор об'єкта та позначку часу, коли об'єкт припиняє використовуватись.

На цьому етапі довжина черги фіксується в один день. Це означає, що завданням цього етапу є запис дій, виконаних протягом останньої доби.

Наприклад «перегляд телевізора» позначено як  $O_2$ . У момент часу  $t-5$  телевізор вмикається, а вмикається в момент часу  $t$ .

Отже, діяльність «перегляд телевізора» була виконана, це є прикладом однооб'єктної діяльності. А діяльність високого рівня, як правило, включає більше одного об'єкта.

Для подолання вищезгаданої проблеми запропоновано дві стратегії для визначення часу початку та закінчення, які продемонстровано на рисунку 3.2.

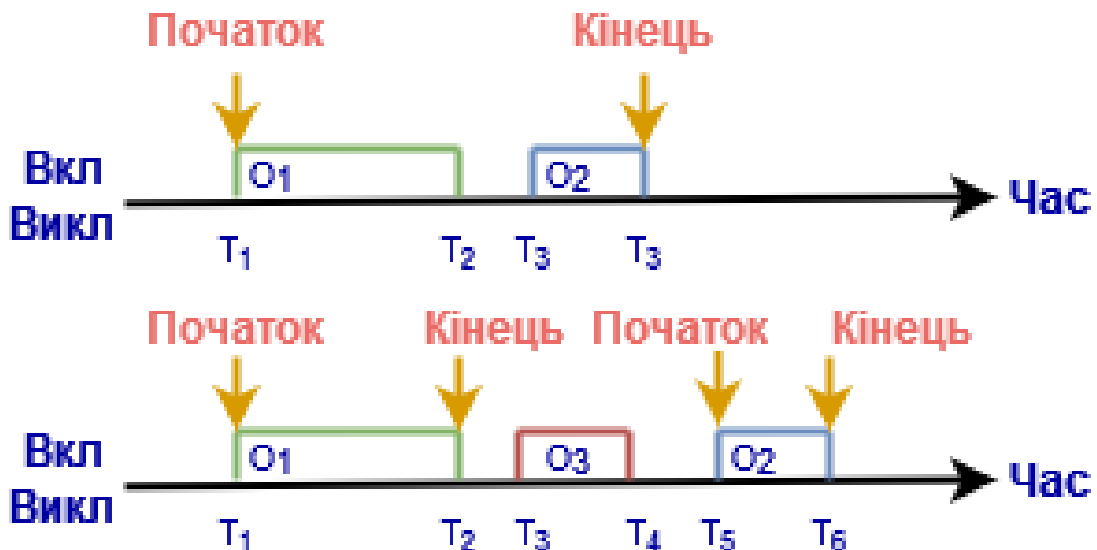


Рисунок 3.2 – Стратегії для визначення часу початку та закінчення

Тому встановлено час початку, коли використовується перший об'єкт, і час закінчення, коли останній об'єкт перестає використовуватися.

Однак не можна отримати правильний час завершення, тому що діяльність може бути перервана.

Між  $t_1$  та  $t_3$  не відбувається жодної дії «Увімкнути», що означає, діяльність триває безперервно, хоча використання  $O_3$  закінчується до того, як починається використання  $O_2$ .

Тому можна об'єднати ці дві підмножини в нову підмножину. Початковий час – це, як і раніше, мітка часу першого об'єкта «У черзі», а кінцевий час встановлюється як мітка часу останнього об'єкта «З черги».

Коли починає використовуватися наступний об'єкт, що належить до тієї ж діяльності. Якщо переривання все ще немає, продовжується об'єднування підмножини з попередньою підмножиною і скидається час завершення.

Однак, коли переривання є, використовується стратегія, яка показана на Рисунку 3.2. Між  $t_1$  та  $t_5$ ,  $O_3$  було використано в момент  $t_3$ .

Таким чином, у цьому випадку діяльність переривається іншою, розривається зв'язок між поточною підмножиною і попередньою. Попередня підмножина завершилася в момент часу  $t_2$  тому час завершення встановлюється як  $t_2$ .

Крім того, поточна підмножина стає початковою підмножиною, і час початку дорівнює  $t_5$ . Однак, час завершення дорівнює  $t_6$  і може бути переписаний пізнішою підмножиною.

Наприклад, готуючи їжу на кухні, мешканець чує телефонний дзвінок. Отримавши телефонний дзвінок, продовжує готувати.

Таку короткочасну активність може бути важко відрізнити від безперервної – тоді як запропоновані стратегії можуть детально зафіксувати істинну картину. Більше того, кожному виду діяльності створюється свій власний запис незалежно.

Таким чином, декілька паралельних видів діяльності можуть бути записані одночасно.

Процес включає аналіз даних журналу діяльності з попереднього етапу та уточнення поточної активності.

Система розпізнає поточну активність на основі цих розширених визначень і поточного стану використання об'єкта.

Результатом цього етапу є метод розпізнавання активності, яка значно підвищує адаптивність і точність процесу розпізнавання активності мешканців в розумному будинку.

Система визначає діяльність за допомогою об'єктів, які використовуються. Але визначення активності має обмеження, що визначається в тому, що багато об'єктів не можуть бути включені у визначення, оскільки вони можуть бути використані в більш ніж одній активності. Але запропонований метод, дозволяє краще розпізнавати вид активності.

Інтервал між двома видами активності є великим. Тому потрібно подовжити час початку однієї активності до часу закінчення попередньої і подовжити час закінчення до часу початку останньої активності.

Об'єкти, що використовувались між двома видами діяльності, беруть участь у визначенні видів діяльності з обох боків використання. Таким чином, визначення діяльності значно розширюється.

Множину об'єктів представлено у вигляді

$$O = \{o_1, o_2, \dots, o_n\}, \quad (3.8)$$

де  $n$  позначає кількість об'єктів.

Множину видів дії визначаються як

$$A = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}, \quad (3.9)$$

де  $m$  кількість різних дій.

Крім того, визначається множина дій у процесі як  $P \subseteq A$ . У даних журналу активності підраховується частота появи кожного об'єкта  $O_i$  ( $i \in n$ ), який був використаний у певній активності  $a_j$  і позначений як  $g_i^j$ .

Якщо об'єкт використовується більше одного разу в одному раунді активності, все одно зараховується один раз за один раунд.

Для усунення хибних даних, притаманних алгоритму визначення діяльності, застосовується рівняння:

$$g_i^j = \begin{cases} 0, & g_i^j < z * \max(g_i^j), \\ g_i^j, & \text{інакше,} \end{cases} \quad (3.10)$$

де  $z$  позначає поріг, встановлений на рівні 0,5. Якщо  $z$  встановлено рівним 1, визначення активності буде таким самим.

Частоту  $tf_i^j$  можна обчислити за допомогою наступного рівняння:

$$tf_i^j = \frac{g_i^j}{\sum_{i=1}^n g_i^j}. \quad (3.11)$$

Крім того, обернену частоту документа  $idf_i^j$  можна обчислити за допомогою рівнянь

$$idf_i^j = \log\left(\frac{m}{\sum_{j=1}^m f_{i,j}(T)}\right), \quad (3.12)$$

$$f_{i,j}(T) = \begin{cases} 0, & g_i^j = 0, \\ 1, & \text{інакше.} \end{cases} \quad (3.13)$$

Після отримання  $tf_i^j$  та  $idf_i^j$  то  $tf - idf_i^j$  можна обчислити наступним чином:

$$tf - idf_i^j = tf_i^j * idf_i^j. \quad (3.14)$$

Використовуючи дані, є можливість згенерувати вагову матрицю, яка ілюструє важливість кожного об'єкта для різних видів діяльності. Потім використати цю матрицю для розпізнавання активності. Як і на першому етапі, при виявленні нового використання об'єкта, ідентифікатор об'єкта  $i$  ( $i \in n$ ) поміщається в рядок «У черзі».

Згодом потрібно перевірити вагову матрицю, щоб отримати максимальне значення  $tf - idf_i^j$  та відповідного  $j$ .

Вагова матриця показує найбільш можливу діяльність, оскільки об'єкт є найбільш репрезентативним для цієї діяльності. Потім потрібно перевірити множину дій у процесі  $P$ , щоб перевірити, чи є ця дія у множині  $P$  чи ні. Якщо вона є в множині  $P$ , не потрібно нічого змінювати  $i$ , потрібно зачекати до наступної зміни об'єкта–використання стану.

Однак, якщо дія не знаходиться у множині  $P$ , додається ідентифікатор роботи у  $P$  і записується час початку цієї дії з поточним маркуванням часу. Коли використання «нового» об'єкта закінчилося, для якого  $tf - idf_i^j$  не дорівнює 0, то потім для всіх відповідних дії з множини  $P$  встановлюється час їх завершення.

Якщо наступна дія є частиною щойно вилучених дії, то їх потрібно об'єднати разом, а потім встановлюється час їхнього завершення рівним нулю.

Журнал розпізнаних активності є важливим для визначення вагової матриці. Крім того, коли з'являється нова активність або новий пристрій, вагова матриця може оновлюватися автоматично.

Підхід системи до розпізнавання діяльності виходить за рамки звичайного використання статичних алгоритмів. Динамічно оновлюючи вагову матрицю, система постійно покращує своє розуміння важливості кожного об'єкта в різних видах діяльності.

Таке динамічне оновлення є важливим у середовищах, де поведінка та вподобання мешканців можуть змінюватися з часом.

Механізм динамічного оновлення виражається наступним чином:

$$W_{new} = \lambda W_{old} + (1 - \lambda)W_{current} \quad (3.15)$$

Де  $W_{new}$ - оновлена матриця ваг,  $W_{old}$ - попередня матриця ваг, а  $W_{current}$ - матриця, отримана на основі останніх даних про діяльність.

Коефіцієнт згладжування  $\lambda$  визначає вплив збережених даних у порівнянні з останніми даними на оновлення.

Система використовує контекстно-орієнтований підхід для покращення розпізнавання діяльності. Для покращення розпізнавання діяльності послідовно використовуються технічні терміни, а причинно-наслідкові зв'язки між реченнями підтримуються в логічно структурованому вигляді.

Це вимагає врахування не лише використання об'єктів, але й контексту, в якому вони використовуються. Контекстуальні фактори, такі як час доби, день тижня і сезонні зміни, враховуються в процесі розпізнавання активності.

Ця контекстно-орієнтована методологія ілюструється додатковою матрицею  $C$ , яка змінює ваги в матриці  $W$  відповідно до контексту:

$$W_{contextual} = W \odot C \quad (3.16)$$

У цьому рівнянні символ  $\odot$  означає поелементне множення. Це дозволяє контекстній матриці  $C$  модулювати ваги в матриці  $W$ , тим самим підвищуючи чутливість розпізнавання активності до контекстного використання об'єкта.

Крім того, важливою особливістю системи є управління новими об'єктами та видами діяльності.

При виявленні кожен новий об'єкт отримує попередню вагу, яка базується на аналогічних, вже існуючих видах діяльності або об'єктах. По мірі збору

додаткових даних про цей новий компонент, його вага змінюється, щоб точніше відобразити його функцію в процесі розпізнавання діяльності.

Таке попереднє коригування ваги і подальше точне налаштування є важливим для збереження адаптивності системи.

Початкова вага для нового об'єкта  $O_{new}$  розраховується наступним чином:

$$W_{O_{new}} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k W_{O_{similar_i}} \quad (3.17)$$

Де  $W_{O_{new}}$  - це початкова вага, присвоєна новому об'єкту,  $W_{O_{similar_i}}$  - це ваги  $k$  подібних об'єктів, а середнє значення обчислюється для цих  $k$  об'єктів.

Підсумовуючи, можна відзначити, що система розумного будинку використовує методологію динамічного зважування, контекстно-орієнтованих коригувань і попереднього зважування для нових об'єктів і дій.

Такий підхід гарантує точність і релевантність системи, пристосовуючись до мінливих звичок і вподобань мешканців. Таким чином, система забезпечує універсальне і точне розуміння дій мешканців, підвищуючи загальну функціональність середовища розумного будинку і зручність користування.

### 3.4. Етап прогнозування майбутньої активності за допомогою LSTM

На останньому етапі застосовується прогностичний підхід, використовуючи мережі LSTM для прогнозування майбутніх дій. На цьому етапі прогнозування людської активності розглядається як прогнозування часової послідовності, враховуючи, що дії в розумному будинку зазвичай слідує певним «шаблонам».

LSTM-мережі використовуються завдяки їх здатності запам'ятовувати як довгострокові, так і короткострокові дані.

Вхідними даними для цього етапу є послідовність розпізнаних дій та час їхнього початку, отримані з журналів активності.

Аналізуючи ці дані, модель LSTM може передбачити майбутні дії, враховуючи не лише поточну активність, але й послідовність минулих дій.

Такий підхід забезпечує вищу точність прогнозування, оскільки враховує «шаблонний характер» людської поведінки. І прогнозує використання об'єктів, це додатково розширює прогностичні можливості системи.

Результатом є комплексне прогнозування майбутніх дій і використання об'єктів, це надає інформацію про майбутню активність в середовищі «розумного будинку».

Наприклад, згідно з журналом активності є мешканець, який завжди дивиться телевізор після вечері. Отже, якщо в даний момент мешканець вечеряє, то наступною активністю, швидше за все буде перегляд телевізора. Прогнозуванням наступного стану на основі поточного стану можна реалізувати за допомогою машинного навчання.

Рекурентна нейронна мережа (RNN) добре підходить для прогнозування місцезнаходження та просторово-часовими задачами прогнозування[25]. LSTM-мережі є особливим різновидом RNN, вони є більш ефективними, ніж RNN [26].

LSTM-мережі можуть запам'ятовувати як довгострокові так і короткострокові дані.

На рисунку 3.3, зображено розгалужені мережі LSTM.  $X_0-X_t$  позначають журнал активності, а  $h_0-h_t$  представляють результат прогнозування, тобто наступну активність.

Коли часовий маркер дорівнює  $t$ , вхідними даними моделі є поточна ді  $X_t$  і минулі дані, що запам'ятовуються від  $t-1$  до  $t-n$ .

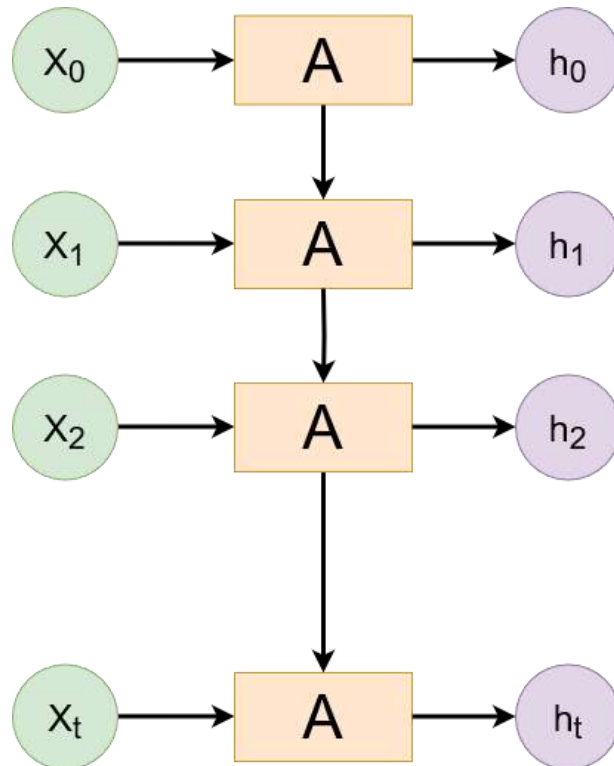


Рисунок 3.3. Послідовність дій та модель рекурентної нейронної мережі (RNN).

Саме тому, точність прогнозування LSTM вища, ніж у класичного підходу машинного навчання. Окрім моделювання «звички» до дій, також використовується LSTM для моделювання «звички» до використання об'єктів.

Також знаючи поточну активність та об'єкти, що використовуються, можливо передбачити наступну активність з відносно високою точністю.

Суть LSTM-моделі, що використовується в цій роботі, полягає в її здатності обробляти послідовності дій та підказки навколишнього середовища.

Модель представлена формулою:

$$h_t = f(W_{ih} \cdot x_t + b_{ih} + W_{hh} \cdot h_{(t-1)} + b_{hh}), \quad (3.18)$$

де  $h_t$  – прихований стан у момент часу  $t$ , що містить інформацію поточного та всіх попередніх кроків.  $x_t$  – вхідні дані на кроці  $t$ , включаючи дані з різних давачів та журналів.  $W_{ih}$ ,  $W_{hh}$  – ваги вхідних прихованих та приховано-

прихованих зв'язків, а  $b_{ih}$  та  $b_{hh}$  – їхні зміщення. Функція  $f$  є нелінійною функцією активації, часто тангенціальною.

LSTM–мережа навчається за допомогою історичних даних з розумного будинку, які включають послідовності дій та їх часові мітки. Цей процес навчання дозволяє мережі дізнатися ймовірність переходу від однієї активності до іншої. Ймовірність переходу від дії  $i$  до дії  $j$  в момент часу  $t$  визначається за допомогою:

$$P(a_{t+1} = j | a_t = i) = \sigma(W_a \cdot h_t + b_a). \quad (3.19)$$

У цьому рівнянні  $a_t$  представляє активність у момент часу  $t$ ,  $W_a$  – вагова матриця прогнозу активності,  $b_a$  – член зсуву, а  $\sigma$  – функція softmax, яка нормалізує вихід до розподілу ймовірностей.

Модель LSTM у цьому проєкті також включає петлю зворотного зв'язку, де прогнози мережі постійно оцінюються порівняно з фактичною активністю. Цей механізм зворотного зв'язку є критично важливим для безперервного навчання та адаптації моделі. Зворотний зв'язок враховано за наступним правилом оновлення:

$$W' = W + \alpha \cdot \nabla L(h_t, y), \quad (3.20)$$

де  $W'$  – оновлена вагова матриця,  $\alpha$  – швидкість навчання,  $\nabla L$  – градієнт функції втрат  $L$  відносно прогнозованого прихованого стану  $h_t$ , а  $y$  – фактична спостережувана активність.

Адаптивність мережі LSTM в реальному часі ще більше підвищується завдяки динамічному регулюванню швидкості навчання ( $\alpha$ ).

Це коригування базується на продуктивності моделі в часі, гарантуючи, що мережа не пристосовується до недавніх патернів, але реагує на значні зміни

в поведінці пасажирів. Швидкість динамічного навчання коригується за наступним правилом:

$$\alpha_{new} = \beta \cdot \alpha_{old}, \quad (3.21)$$

де  $\beta$  - коефіцієнт спаду, що застосовується до старої швидкості навчання ( $\alpha_{old}$ ). Цей коефіцієнт розпаду визначається швидкістю зміни точності прогнозування, що дозволяє моделі коригувати швидкість навчання на основі її нещодавніх результатів.

На додаток до базової структури LSTM, проєкт включає механізми уваги для покращення фокусування моделі на відповідних частинах вхідної послідовності.

Це особливо важливо у сценаріях, де певні дії або вхідні дані від сенсорів є більш показовими для майбутньої поведінки, ніж інші. Механізм уваги можна представити у вигляді:

$$a_t = \text{softmax}(W_c \cdot \tanh(W_h h_t + W_x x_t + b)), \quad (3.22)$$

де  $a_t$  представляє вагу уваги для входів у момент часу  $t$ ,  $W_c$ ,  $W_h$  та  $W_x$  - вагові матриці, а  $b$  - член зсуву. Ваги уваги використовуються для створення зваженої комбінації вхідних даних, фокусуючи прогнози моделі на значущих вхідних даних.

Крім того, для забезпечення робастності та узагальнення моделі LSTM, проєкт використовує методи регуляризації, такі як відсіювання.

Відсіювання випадковим чином відкидає частину одиниць у шарах LSTM під час навчання, що допомагає запобігти надмірному пристосуванню. Коефіцієнт відсію зазвичай встановлюється в межах від 0,2 до 0,5, залежно від складності даних і моделі.

Іншим важливим аспектом реалізації LSTM у цьому проєкті є обробка часових розривів у даних.

У середовищі розумного будинку можуть бути періоди малої активності або її відсутності, що може порушити навчання послідовності LSTM.

Щоб вирішити цю проблему, модель включає механізм подолання розривів, який передбачає відсутні дані або належним чином зважає вхідні дані, щоб мінімізувати вплив цих розривів.

### 3.5 Висновок

Таким чином розроблено метод розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок», що використовує методи машинного навчання, зокрема LSTM, для ефективного визначення та аналізу різноманітних дій та звичок мешканців. Використання LSTM було обрано через їх ефективність у роботі з часовими послідовностями та спроможність зберігати інформацію протягом тривалого періоду, що є ключовим у контексті аналізу поведінкових патернів мешканців.

Розроблений метод розпізнавання складається з декількох етапів, включаючи фази збору та обробки даних, тренування моделі, валідації та реального використання в системі.

Основна мета етапу збору даних полягає у створенні надійної та репрезентативної бази даних для подальшого навчання моделі.

Дані розділяються на два набори: один для тренування (вісімдесят відсотків даних) і другий для валідації (двадцять відсотків даних) моделі LSTM. Тренування моделі зосереджено на ідентифікації та класифікації поведінкових патернів мешканців.

Після навчання, модель проходить етап валідації, де використовуються мітки з набору даних, щоб перевірити ефективність моделі. Останнім етапом є впровадження моделі у системі «Розумний будинок» для виявлення та прогнозування активності мешканців в реальному часі.

Модель здатна аналізувати дані з датчиків, враховувати часові послідовності та реагувати на зміни в поведінці мешканців, адаптуючись до їхніх потреб і звичок.

Завдяки цьому методу, система «Розумний будинок» отримала можливість не лише точно ідентифікувати поточні активності мешканців, але й ефективно прогнозувати майбутні зміни та потреби, підвищуючи загальний комфорт та ефективність системи.

## **4 ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ РОЗПІЗНАВАННЯ АКТИВНОСТІ МЕШКАНЦІВ У СИСТЕМІ «РОЗУМНИЙ БУДИНОК»**

### **4.1 Структура інформаційної технології розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок»**

Структуру інформаційної системи розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок» можна окреслити як складну структуру, що складається з різних взаємопов'язаних компонентів (рисунок 4.1).

Ця система призначена для моніторингу, аналізу та реагування на поведінку та вподобання мешканців у середовищі «Розумного будинку».

Основними компонентами є сенсорні мережі, блоки обробки даних, центральна база даних, користувацькі інтерфейси та інтерфейс прикладного програмування (API).

Кожен компонент відіграє ключову роль у забезпеченні безперебійної та ефективної роботи.

В основі інформаційної системи розумного будинку лежить сенсорна мережа. Ця мережа складається з множини датчиків, розміщених по всьому будинку.

Завданням цих датчиків є безперервний моніторинг різних параметрів навколишнього середовища та активності мешканців. Основними є датчики руху, температури, освітленості та звуку.

Дані які вони зібрали формують основну вхідну інформацію для системи, яка в реальному часі фіксує інформацію про стан будинку та активність його мешканців.

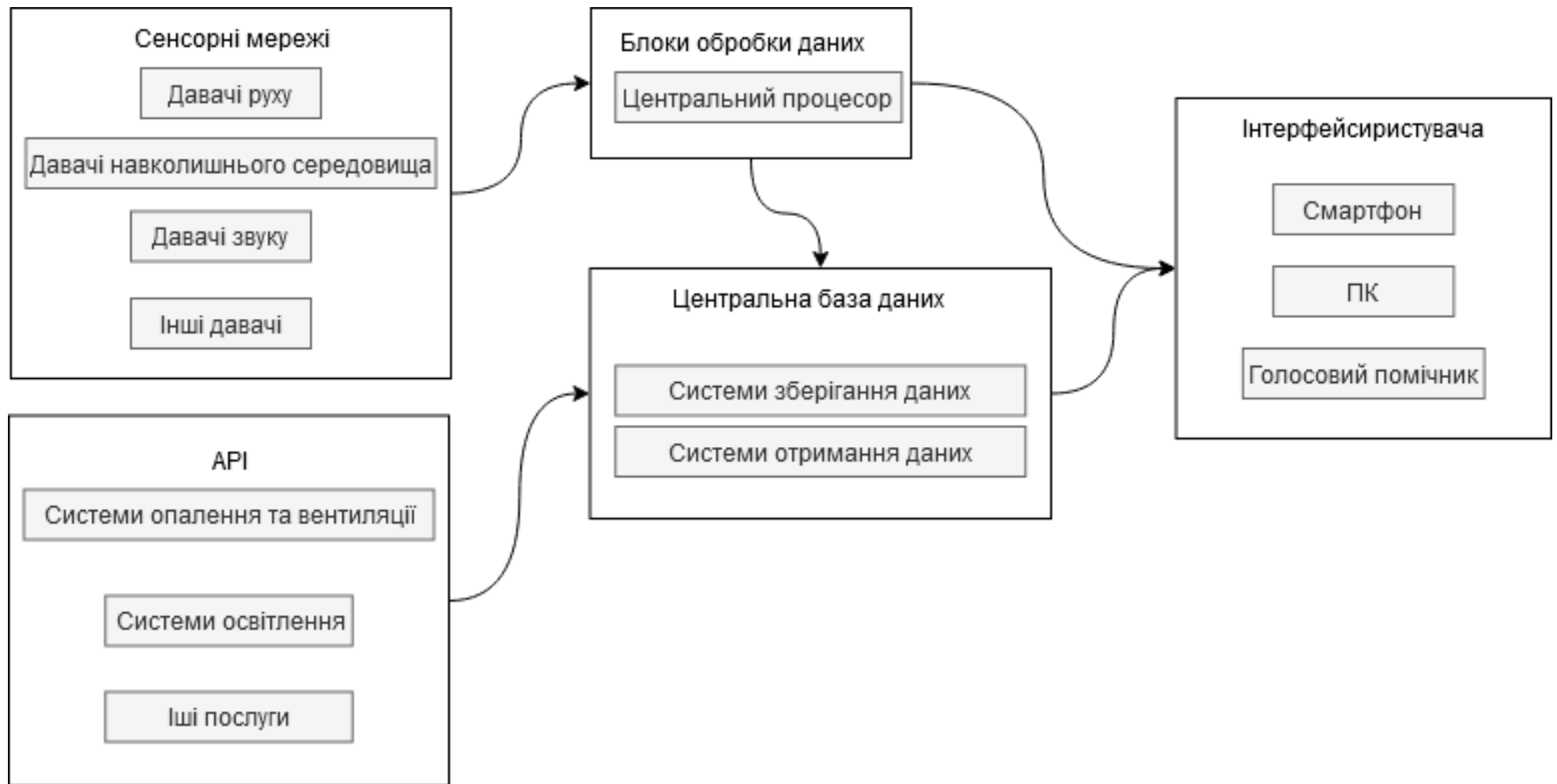


Рисунок 4.1 – Узагальнена структура інформаційної системи Розумний будинок

Ці мережі складаються з різноманітного набору датчиків, кожен з яких призначений для виявлення певних типів даних:

–Датчики руху: для моніторингу руху в будинку, з їх допомогою можна розрізнити рухи мешканців, домашніх тварин і потенційних зловмисників, сприяючи безпеці, так і розпізнаванню активності.

–Датчики навколишнього середовища: до них відносяться датчики температури, вологості та освітленості. Вони допомагають в підтримці оптимальних умов життя, регулюючи системи опалення, вентиляції, кондиціонування та освітлення відповідно до показників навколишнього середовища в режимі реального часу.

–Звукові датчики: важливі для виявлення небезпечної активності, наприклад розбиття скла (що свідчить про злом) або моніторинг рівня шуму. Вони також можуть допомогти зрозуміти контекст діяльності, наприклад відрізнити розмову від телевізора, що працює у фоновому режимі.

– Датчики споживання комунальних послуг: ці датчики відстежують використання води, газу та електроенергії. Ці дані необхідні для управління енергоспоживанням, допомагаючи зменшити споживання та витрати.

–Кожен датчик у мережі безперервно передає дані до блоків обробки, забезпечуючи постійний потік інформації для аналізу та реагування системи.

Після збору необроблені дані з датчиків передаються до блоків обробки даних. Ці блоки відповідають за первинний аналіз і фільтрацію даних.

На цьому етапі, видалення непотрібних даних, їх нормалізація та попередня класифікація. Основною метою даного етапу перетворення необроблених даних у більш структурований і змістовний формат, придатний для більш складного аналізу.

Оброблені дані зберігаються в центральній базі даних. Яка слугує сховищем для всіх попередньо збережених і поточних даних, що стосуються роботи розумного будинку.

Вона включає не тільки дані давачів, але й налаштування користувача, системні параметри та будь-яку іншу важливу інформацію.

Її структура побудована таким чином, щоб полегшити ефективний пошук і зберігання, що дозволяє виконувати складні запити та аналізувати їх.

Для захисту від несанкціонованого доступу та порушень застосовуються надійні протоколи безпеки, шифрування, контроль доступу та регулярний аудит безпеки є стандартним.

Це забезпечує високий рівень персоналізації системи, що сприяє не тільки зручності, але й енергоефективності. Крім того, така система може автоматично оновлюватися, щоб включати останні безпекові та функціональні поліпшення, що значно знижує ризик вразливостей та забезпечує безперебійність служб.

Користувацькі інтерфейси можуть бути різними – від мобільних додатків до голосових систем. Через ці інтерфейси мешканці можуть переглядати інформацію, зібрану системою, отримувати рекомендації або сповіщення, а також налаштовувати самостійно.

API слугує каналом, за допомогою якого різні компоненти системи розумного будинку спілкуються та взаємодіють між собою.

Він дозволяє інтегрувати різні пристрої та додатки, розширюючи можливості системи.

Таким чином, структура інформаційної системи розпізнавання активності мешканців розумного будинку включає в себе комплексну мережу давачів, обробку даних, централізовану базу даних, зручні інтерфейси та універсальний API.

Дизайн цих інтерфейсів зосереджений на інтуїтивності та простоті використання, для того щоб мешканці могли без зусиль взаємодіяти з системою незалежно від їхніх технічних знань (рисунок 4.4, рисунок 4.5).

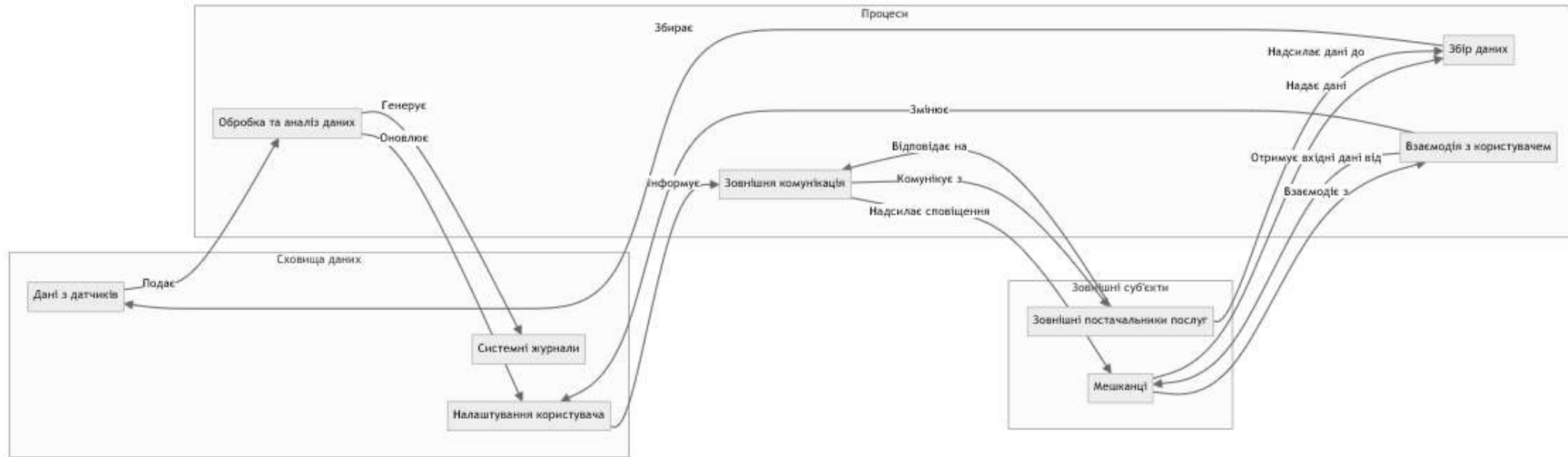


Рисунок 4.4 – Потік даних в інформаційній системі Розумний дім

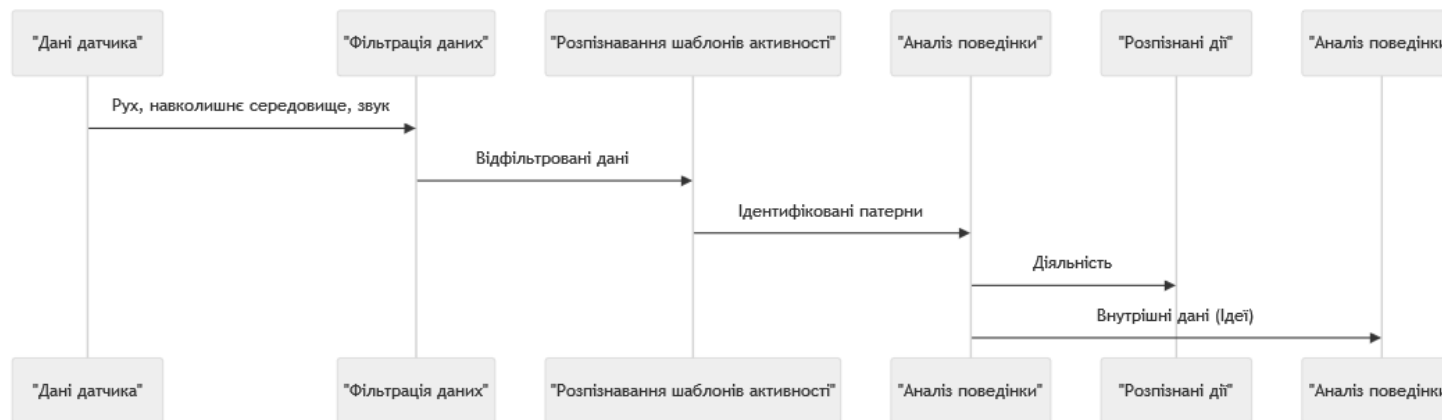


Рисунок 4.5 – Послідовність розпізнавання активності

Ця система адаптується та реагує на потреби та вподобання кожного мешканця, підвищуючи їхній комфорт, безпеку та зручність.

Як і для будь-якої складної системи, постійне обслуговування, оновлення та вдосконалення є важливими для забезпечення її постійної ефективності та актуальності (рисунок 4.6).

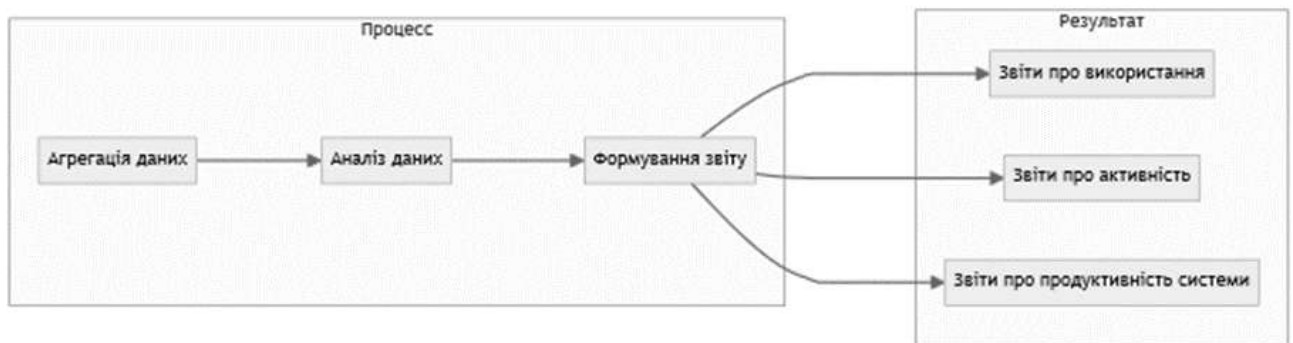


Рисунок 4.6 –Потоки даних для створення звітів

#### 4.2 Засоби інформаційної технології

Для реалізації інформаційної технології розпізнавання активності мешканців у «Розумному будинку» було запропоновано прототип у вигляді програмного забезпечення.

Подано засоби інформаційної технології у вигляді UML діаграм для розробленого програмного забезпечення.

Все починається з ініціалізації системи та авторизації користувача.

Після авторизації, система інтегрує дані з різних джерел та аналізує їх для генерації звітів.

Якщо потрібно, користувач може налаштувати попередження або створити новий профіль користувача, який використовуватиметься для налаштування правил автоматизації в системі. Також можливе створення зворотного зв'язку та інтеграції нових пристроїв.

Діаграма на рисунку 4.7 представляє процеси обробки даних в системі «розумний будинок».

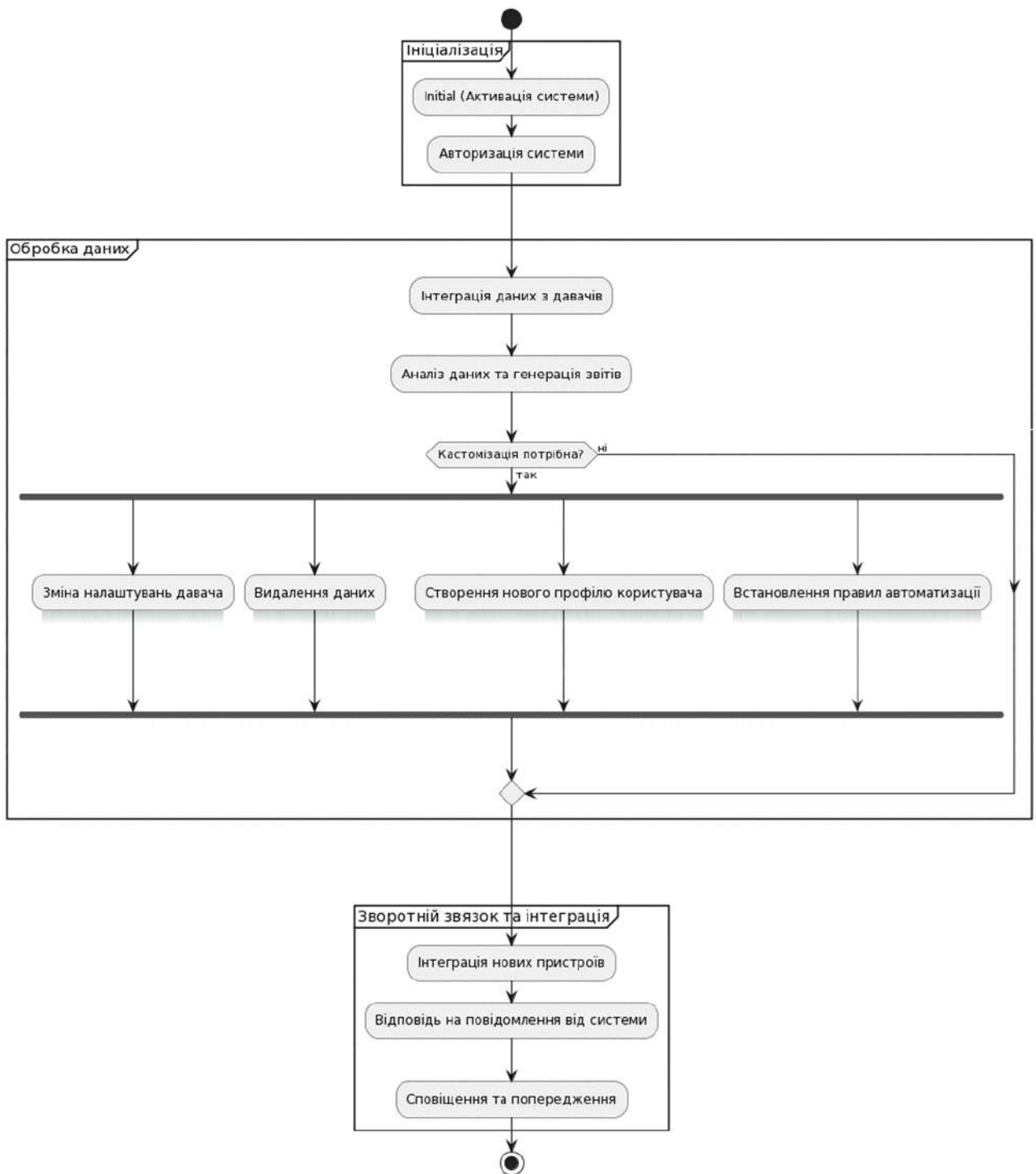


Рисунок 4.7 UML діаграма активності

На додаток до наявних функцій системи "Розумний будинок", користувач може налаштовувати сценарії домашньої автоматизації, які можуть включати автоматичне управління освітленням, температурою, безпекою та іншими елементами дому в залежності від виявлених умов або за розкладом.

Інтегрована система забезпечення безпеки може містити функції виявлення руху, відеоспостереження та контролю доступу, що дозволяє користувачу отримати повідомлення про будь-яку підозрілу активність і віддалено моніторити ситуацію. Для забезпечення зручності та ефективності, система може використовувати навчання з підкріпленням для оптимізації енергоспоживання, засновану на поведінці та перевагах користувачів. Це дозволяє не тільки підвищити комфорт проживання, але й сприяти економії ресурсів.

Інтелектуальні сповіщення можуть також інформувати користувачів про потребу в технічному обслуговуванні чи заміні компонентів системи, забезпечуючи тим самим підтримку неперервної та безвадної роботи. У випадку необхідності, система може автоматично замовляти послуги або запчастини, необхідні для підтримання або вдосконалення дому, що забезпечує зручність та мінімізує зусилля з боку власників.

Після успішної авторизації, користувач отримує доступ до функцій системи, таких як моніторинг датчиків, генерація сповіщень у випадку нестандартних подій або зміна налаштувань.

Важливим аспектом є також можливість системою виявляти помилки і відповідно реагувати на них, що може включати генерацію звітів для адміністратора або сповіщення користувача.

Ця діаграма надає чітке розуміння робочих процесів і взаємодій всередині «Розумного будинку» для розробників та адміністраторів, які використовують систему.

Діаграма на рисунку 4.8 відображає різноманітні взаємозв'язки та взаємодії, які виникають при використанні системи «Розумний будинок».

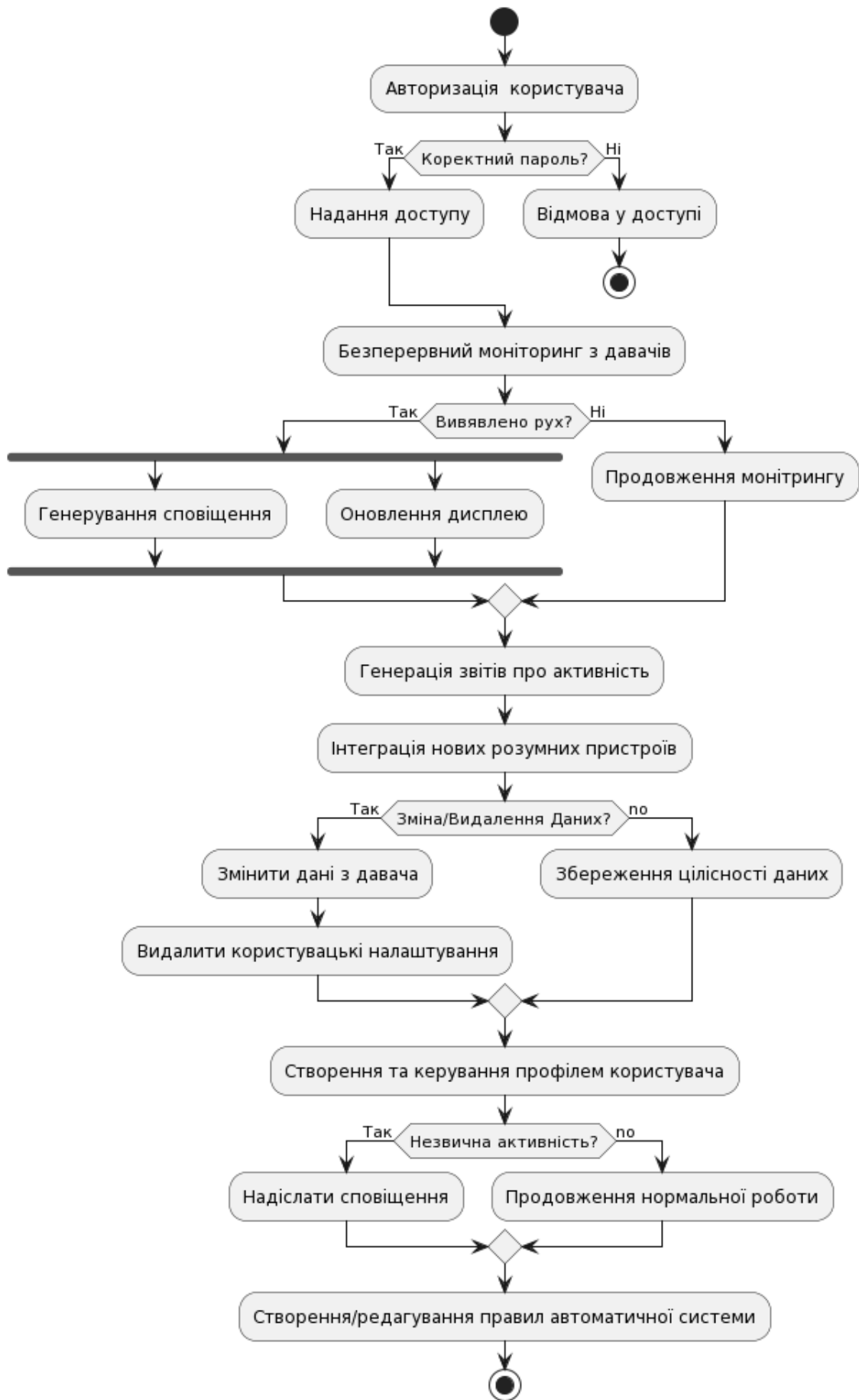


Рисунок 4.8 – UML–Діаграма функціонування системи



Рисунок 4.9 – Use-Case діаграма

Продовження взаємодії між користувачами та системою є предметом діаграма на рисунку 4.9, яка представляє Use-Case діаграму. Тут показані різні сценарії використання системи «Розумний будинок», з точки зору кінцевого користувача та системного адміністратора.

Ця діаграма візуалізує, як мешканець може створювати звіти про активність, інтегрувати нові пристрої та керувати своїми даними, в той час як адміністратор має можливість моніторити давачи та генерувати сповіщення, що сприяє підтримці безпеки та ефективності системи в цілому.

### 4.3 Структура інформаційної технології

Інформаційна технологія розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок» характеризується наступним функціоналом:

- Авторизація мешканців та адміністраторів системи, що забезпечує безпечний доступ до різних рівнів системи.
- Безперервний моніторинг та відображення інформації з різних давачів, включаючи дані про рух.
- Генерація детальних звітів про енергоспоживання та активність мешканців.
- Інтеграція нових розумних пристроїв і давачів в систему, розширення її можливостей і покриття.
- Зміна та видалення даних давачів і налаштувань користувача, що дозволяє налаштовувати систему та керувати даними.
- Створення та керування профілями користувачів, включно з налаштуваннями параметрів і правил автоматизації для окремих мешканців.
- Генерація сповіщень на основі незвичних дій або показань давачів, виявлених системою.
- Створення та редагування правил для автоматичних реакцій системи, таких як регулювання налаштувань системи опалення, вентиляції та кондиціонування або освітлення залежно від кількості людей у приміщенні та умов навколишнього середовища.

### 4.4 Вимоги для інформаційної технології

Розроблення вимог до інформаційної технології розпізнавання активності мешканців в «розумному будинку».

Згідно стандарту ISO/IEC 25010:2011, модель якості продукту класифікується за вісьмома характеристиками, кожна із яких має свій набір підхарактеристик:

- функціональна придатність (функціональна завершеність, правильність, відповідність);
- ефективність виконання (час поведінки, використання ресурсів, ємність);
- сумісність;
- юзабіліті (можливість навчання, захист від помилок користувача, доступність інтерфейсу користувача);
- надійність ( доступність, відмовостійкість, відновлюваність);
- безпека (конфіденційність, цілісність, відповідальність);
- портативність (адаптивність, монтажність, замінність) [50].

Враховуючи перераховані характеристики, згідно стандарту ISO/IEC 25010:2011, в роботі розроблено вимоги до інформаційної технології розпізнавання активності мешканців в «розумному будинку» (таблиця 4.1).

Таблиця 4.1 – Вимоги до інформаційної технології розпізнавання активності мешканців в «розумному будинку»

Вимога	Характеристика
1	2
Загальні	Система повинна забезпечувати розпізнавання активності мешканців шляхом аналізу даних отриманих з допомогою давачів. Має бути забезпечена можливість автоматизованого розпізнавання та класифікації активності.

Продовження таблиці 4.1 – Вимоги до інформаційної технології розпізнавання активності мешканців в «розумному будинку»

1	2
Продуктивності	Висока швидкість обробки даних із сенсорів та камер. Мінімальний час відкликання на зміну активності.
Функціональності	Система має автоматично виявляти різні типи активності у реальному часі. Налаштування порогових значень для активності залежно від контексту. Інтерфейс для перегляду та аналізу зібраних даних.
Надійності та безпеки	Захист від несанкціонованого доступу до даних про активності мешканців. Забезпечення стійкості системи до помилок.
Інтеграції та невід'ємності	Сумісність із різними типами домашніх автоматизованих систем. Інтеграція з існуючими системами “розумний будинок”.
Моніторингу та звітності	Ведення записів про всі активності. Генерація звітів для користувачів системи.
Керування ЖЦ	Підтримка та оновлення системи протягом усього її життєвого циклу.
Документації	Надання детальної документації з використання, налаштування та адміністрування системи.
Тестування	Вимоги до тестування системи розпізнавання. Критерії успішності тестування.
Автоматизації	Підтримка автоматизованого розпізнавання та аналізу даних. Автоматичні сповіщення про важливі події або зміни в активностях.

Кінець таблиці 4.1 – Вимоги до інформаційної технології розпізнавання активності мешканців в «розумному будинку»

1	2
Адаптованості	Система має бути адаптована до різних типів житлових приміщень та індивідуальних потреб користувачів. Забезпечення можливості розширення функціоналу для нових технологій.
Зручності використання	Інтуїтивний інтерфейс для користувачів з різними рівнями кваліфікації. Можливості фільтрації та пошуку в інтерфейсі.
Ресурсного споживання	Мінімізація впливу на продуктивність системи та користувачів.
Доступності	Забезпечення доступу до системи для всіх користувачів, включаючи осіб з обмеженими доступом.
Сумісності з існуючими стандартами	Відповідність стандартам безпеки та конфіденційності.
Забезпечення конфіденційності	Заходи для захисту особистих даних та конфіденційності користувачів.

#### 4.4 Експеримент та оцінка

У цьому розділі показується ефективність інформаційної технології розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок».

Тестується продуктивність всіх трьох етапів, щоб оцінити ефективність розпізнавання активності, проведено експеримент на наборі даних з відкритим вихідним кодом.

Набір даних, включає 10 ADL, які виконував мешканець щодня у власному будинку протягом 21 дня. Цей набір даних, оскільки більшість давачів у ньому можна замінити на RFID-мітки, щоб аналогічно представити використання.

#### 4.4.1. Етап визначення використання об'єкта

На першому етапі завдання полягає в тому, щоб зафіксувати виконану активність. Є два ключові фактори, які значною мірою визначають ефективність цього етапу.

Перший фактор – це те, чи можна правильно визначити використання об'єкта, а другий – чи можна правильно позначити активність. Прикріплюється дві RFID-мітки до двох часто використовуваних предметів: стільця та зубної щітки.

Згодом коли мешканець виконає певну взаємодію з предметами 50 разів, відповідно, і зафіксувати відповідні стани використання предмета. Оскільки стани «втрутився» і «все ще» не означають, що об'єкт не використовується, та розглядати їх як одну взаємодію. У таблиці 4.2 показано наступне:

- *TP* означає, що використання визначено правильно;
- *TN* означає, що втручання виявлено правильно;
- *FP* означає, що втручання виявлено як помилкове використання;
- *FN* означає, що використання визначено як перешкоду помилково

Таблиця 4.2 – Результат виявлення використання об'єкта.

Об'єкти	TP	TN	FP	FN
Стілець	50	49	1	0
Зубна щітка	49	47	3	1

Таким чином, середня точність розпізнавання використання об'єкта становить дев'яносто сім відсотків. Більше того, точність і пригадування

становлять дев'яносто шість відсотків і дев'яносто дев'ять відсотків відповідно. Ефективність виявлення використання досить хороша, щоб довести, що RFID-мітки можуть бути використані для виявлення використання об'єкта.

В експерименті спочатку потрібно визначити об'єкти, які є представниками для кожного виду діяльності.

Потім позначити дані ідентифікатором активності за допомогою цих спеціальних об'єктів. Якщо позначений інтервал часу між початковим і кінцевим часом перетинається з міткою базової істини, це вважається відповідним збігом.

Діяльність, яка має репрезентативні об'єкти, може бути розпізнана належним чином, якщо використання об'єкта визначено правильно.

Однак було виявлено, що дуже мало видів діяльності можна розпізнати таким чином, оскільки більшість видів діяльності не мають репрезентативних об'єктів. Тому не можливо оцінити цю частину на першому етапі, тому потрібно перейти до другого етапу структури, щоб розпізнати всі види діяльності.

#### 4.4.2 Етап класифікації активності

На другому етапі використовується набір даних для перевірки методу. Набір даних використовується для навчання та тестування відповідно.

У навчальній частині спочатку класифікуються дані про використання об'єктів за відповідним ідентифікатором діяльності, і кожна діяльність містить кілька репрезентативних об'єктів. Згодом обчислюється вага об'єктів у діяльності, щоб сформувати вагову матрицю.

Після цього порівнюється журнал активності з еталонним журналом активності. Якщо мітка в базовому журналі збігається з розпізнаним журналом, отримується значення  $TP$  для цього ідентифікатора активності з міткою. Однак, якщо базову роботу  $a_p$  розпізнає, як іншу  $a_q$  потрібно брати відлік  $F_{p,q}$ .

Тут, для зручності розуміння, використовується матриця верифікації для представлення результату розпізнавання на цьому етапі, як показано в таблиці

Таблиця 4.3. – Матриця невідповідності активності.

ID активності	1	2	3	FN
1	TP <sub>1</sub>	F <sub>12</sub>	F <sub>13</sub>	FN <sub>1</sub>
2	F <sub>21</sub>	TP <sub>2</sub>	F <sub>23</sub>	FN <sub>2</sub>
3	F <sub>31</sub>	F <sub>32</sub>	TP <sub>3</sub>	FN <sub>3</sub>
FP	FP <sub>1</sub>	FP <sub>2</sub>	FP <sub>3</sub>	–

Приклад верифікаційних матриць  $TP$ ,  $FN$  та  $FP$ .  $TP$  представляє кількість істинно позитивних результатів;  $FN$  кількість хибнонегативних спрацювань, а  $FP$  кількість хибнопозитивних спрацювань.

Як видно з таблиці,  $FN$  є сумою елементів рядка, крім  $TP$  у цьому рядку, а  $FP$  є сумою елементів стовпчика, крім  $TP$  у цьому стовпчику.  $FN$  означає хибнонегативне спрацювання на активність, а  $FP$  означає хибнопозитивне спрацювання для цієї активності. Тоді точність і відгук можна обчислити за рівняннями :

$$\text{точність} = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \frac{TP_j}{TP_j + FP_j}. \quad (4.1)$$

Матриця плутанини розпізнаних видів діяльності представлена в таблиці 4.4.

Таблиця 4.4 - Матриця плутанини визнаних видів діяльності

ID активності	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	37	0	0	0	0	0	0	0	0	2
2	0	91	0	0	0	0	0	0	2	0
3	0	0	11	0	0	0	0	0	0	0

Продовження таблиці 4.4 - Матриця плутанини визнаних видів діяльності

ID активності	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
4	0	0	0	28	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	22	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	11	3	0	0	0
7	0	0	0	0	0	3	13	1	0	0
8	0	0	0	0	0	0	1	45	0	0
9	0	0	0	0	0	0	0	0	98	1
10	2	0	0	0	0	0	0	0	0	92

Ідентифікатори дій 1–10 представляють 10 дій: вихід, туалет, душ, сон, сніданок, вечеря, обід, перекус, вільний час/телебачення та догляд за собою.

З матриці плутанини видно, що дії, які мають репрезентативні об'єкти, наприклад, такі дії, як туалет і душ, можуть бути розпізнані точно.

Згідно з розрахунками, середня точність на другому етапі становить вісімдесят п'ять відсотків, а середня впізнаваність – вісімдесят сім відсотків. Основним елементом, який може призвести до помилкового розпізнавання, є дії, чутливі до часу.

З таблиці 4.3 видно, що дії № 6 і № 7 помилково ототожнюються трічі відповідно.

$$\text{відкликання} = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \frac{TP_j}{TP_j + FN_j} \quad (4.2)$$

Вони представляють «обід» та «вечерю» і є репрезентативними видами діяльності, чутливими до часу.

У наборі даних дії «сніданок», «обід» і «вечеря» розглядаються як три різні дії. Хоча вони відрізняються в часовому просторі, репрезентативні об'єкти,

пов'язані з цими діями, є схожими. Однак запропонована структура не враховує темпоральних знань, що ускладнює розрізнення цих видів діяльності.

Несправедливо ділити такі чутливі до часу види діяльності лише за часом, оскільки мешканці мають різний розпорядок дня – наприклад, якщо встановити час обіду з 11:00 до 13:00, то, крім того, мешканець може просто встати об 11:00 і поїсти. Якщо судити лише за часом, то це має бути «обід».

Однак «сніданок» – це перший прийом їжі впродовж дня, який спричиняє конфлікт. Тому, щоб розпізнати такі чутливі до часу види діяльності, потрібно об'єднати пов'язані з ними види діяльності.

Перевірка вихідних даних про активність і виявила, що «вихід» фіксується до того, як мешканець виходить з дому.

Це означає, що коли мешканець починає готуватися до виходу, взаємодії розглядаються як такі, що пов'язані з «виходом». Крім того, «вихід» часто відбувається після «догляду».

Сегментація між «виходом» і «доглядом» не є чіткою. Тому деякі об'єкти помилково сприймаються як такі, що репрезентують «відхід».

Це призводить до того, що «догляд» плутають з «доглядом», і цю проблему можна було б вирішити, скоригувавши визначення видів діяльності.

#### 4.4.3 Етап прогнозування майбутньої активності

У процесі прогнозування спочатку потрібно відкоригувати та очистити вихідні дані. Розглядається та сама активність, яка повторюється через короткий проміжок часу, як псевдозапис і об'єднуємо їх разом.

Крім того, потрібно видалити деякі помилкові записи, які не відповідають здоровому глузду.

Потім нормалізувати дані, щоб використовувати їх для навчання LSTM-моделі.

На відміну від другого етапу, на третьому етапі початкові сімдесят відсотків даних використовуються для навчання, а решта тридцять відсотків – для тестування.

В експерименті будується типову LSTM–модель на TensorFlow–GPU з Keras як високорівневим API.

LSTM модель містить чотири шари: один вхідний шар, два приховані шари та один вихідний шар.

Модель LSTM може використовувати останні три дії для прогнозування наступної дії і досягає найвищої точності.

Аналіз втрати точності підказує, що існує межа, після якої додавання інформації про попередні дії не приносить значного покращення у прогнозуванні, а може навіть заважати, вносячи шум.

З іншого боку, метод Байєса, який використовує менше контекстної інформації, може бути корисним для швидкого та простого прогнозування, коли доступ до обмежених даних або коли швидкість є вирішальним фактором.

Крім того, після цього точність починає знижуватися, що означає, шаблон активності не може бути занадто великим, інакше буде використано занадто багато шуму.

Оптимальна кількість нейронів повинна бути вибрана шляхом балансування між здатністю моделі до узагальнення та її складністю. Це може бути досягнуто за допомогою методів, таких як перехресна перевірка або регуляризація.

Оптимальне налаштування гіперпараметрів залежить від конкретного набору даних та задачі, що стоїть перед моделлю.

Метод Байєса використовує лише поточну активність для прогнозування наступної активності, що рішення досягає набагато вищої точності, ніж метод Байєса (рисунок 4.10).

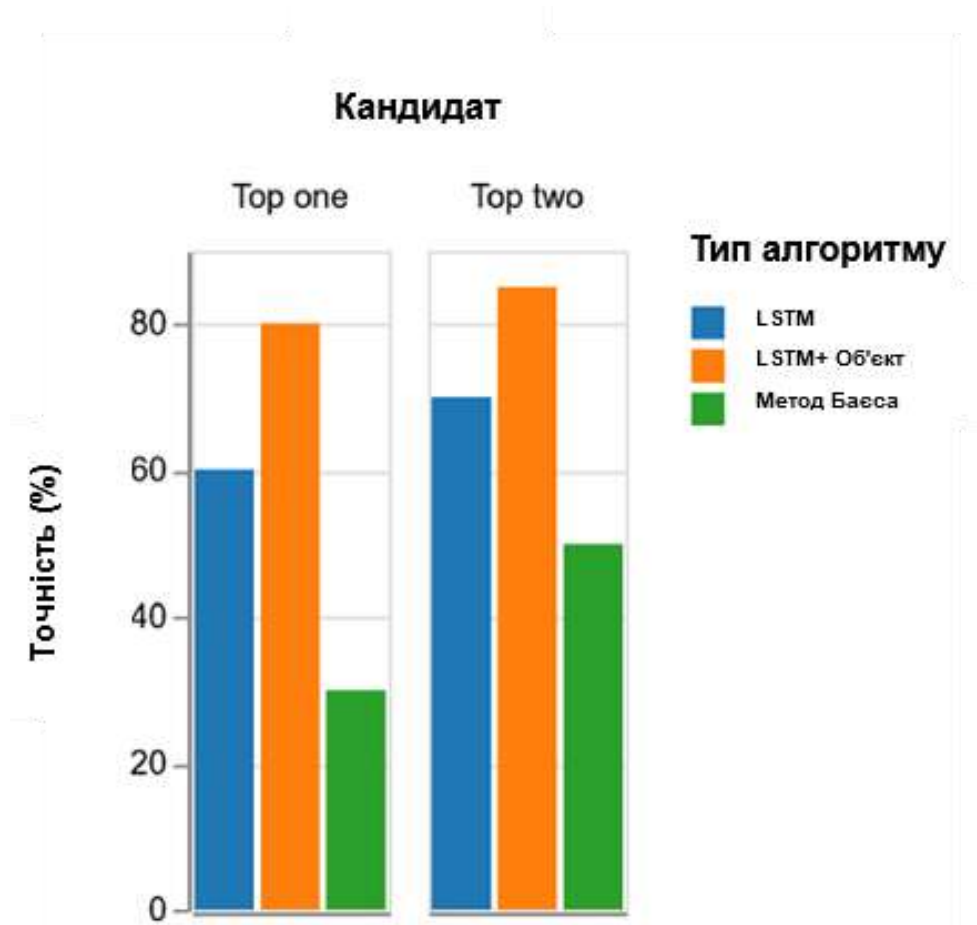


Рисунок 4.10. – Порівняння точності методів LSTM, LSTM–об'єкт з класичним методом Байєса

Точність передбачення для двох перших подій досягає шістдесяти п'яти відсотків. Більше того, коли застосовується метод до процесу прогнозування на другому етапі, точність буде настільки ж високою – сімдесяти восьми відсотків.

#### 4.5 Висновки

Було створено інформаційну технологію розпізнавання активності мешканців в системі «розумний будинок», що дозволяє в режимі реального часу проводити моніторинг активності мешканців.

Основу запропонованої системи складає метод розпізнавання активності, що базується на використанні алгоритмів машинного навчання, який реалізовано у вигляді програмного забезпечення.

За результатами проведених експериментів з використанням цього програмного забезпечення було досягнуто високої точності у визначенні специфічних видів активності, з максимальною ефективністю розпізнавання до дев'яноста одного відсотку.

Ці результати підкреслюють ефективність розробленої інформаційної технології у контексті розпізнавання активності мешканців у «розумному будинку», демонструючи її потенціал для підвищення комфорту та безпеки життя в автоматизованих домогосподарствах.

## ВИСНОВКИ

У цій роботі, на основі проведених теоретичних та практичних досліджень, розроблено комплексний метод розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок», який демонструє високу точність та ефективність у визначенні різних типів активності.

У першому розділі було розкрито концепцію «Розумного будинку», представлено його архітектуру та основні компоненти. Було проведено огляд потенційних вразливостей системи та розглянуто різноманітні методи та засоби розпізнавання активності мешканців.

Це дозволило підкреслити потребу в розробці більш вдосконаленого методу розпізнавання активності.

У другому розділі було здійснено детальний аналіз існуючих підходів до розпізнавання активності та визначено ключові параметри та характеристики, необхідні для ефективного моніторингу. Розроблено модель процесу розпізнавання активності, за допомогою методів машинного навчання, яка дозволяє проводити моніторинг в режимі реального часу.

У третьому розділі було розроблено метод розпізнавання складається з декількох етапів, включаючи фази збору та обробки даних, тренування моделі, валідації та реального використання в системі.

У четвертому розділі було проведено експериментальні дослідження для оцінки ефективності розробленої системи. Зокрема, було інтегровано метод розпізнавання активності у систему «розумний будинок» для виявлення різних типів активності в реальному часі.

В цілому, результати дослідження показали, що розроблений метод є ефективним інструментом для підвищення комфорту та безпеки у «розумному будинку», забезпечуючи точне виявлення та реагування на різні види активності мешканців.

Впровадження результатів роботи дозволили значно покращити інтерактивність та реактивність системи «розумний будинок». Зокрема,

застосування передових технологій розпізнавання активності дозволило системі не тільки реагувати на поточні дії мешканців, але й адаптуватися до їхніх повсякденних звичок і потреб.

Це відкриває нові можливості для створення гнучких, інтуїтивно зрозумілих та ефективних рішень у сфері житлової автоматизації, значно підвищуючи рівень комфорту та ефективності використання енергетичних ресурсів у домашніх умовах

За темою кваліфікаційної роботи магістра опублікована одна теза на Всеукраїнській науково–практичній конференції «Актуальні проблеми комп’ютерних наук АПКН–2023», за результатами якої опубліковано у збірнику конференції тезу доповіді «Адаптивне прогнозування та розпізнавання поведінки мешканців у розумних будинках».

## ПЕРЕЛІК ДжЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ

1. Владовська А.О., Продеус М.С., Нічепорук А.О. Адаптивне прогнозування та розпізнавання поведінки мешканців у розумних будинках. *Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2023*: збірник наукових праць за матеріалами XV Всеукраїнської науково-практичної конференції. 17 жовтня 2023. Хмельницький, 2023. С. 47-50
2. Uddin M.Z. A wearable sensor-based activity prediction system to facilitate edge computing in smart healthcare system. *Journal of Parallel and Distributed Computing*. 2019. vol. 23. pp. 46-53.
3. Stolojescu C., Calin C., Bogdan-Petru B. An IoT-based smart home automation system. *Sensors In Depth*. 2021. vol. 21.
4. Yar H., Ali Shariq I., Zulfiqar A., Muhammad S., Zenun K. Towards smart home automation using IoT-enabled edge-computing paradigm. 2021.
5. Alani S., Sarmad N., Sarah Z., Haneen S., Zeena A., Azzam A. IoT based implemented comparison analysis of two well-known network platforms for smart home automation. *Electronic Engenering Computers*. 2021. no. 1.
6. Quresh K., Din S., Jeon G., Piccialli F. An accurate and dynamic predictive model for a smart M-Health system using machine learning. *Information Sciences*. 2020. vol. 538 P 486-502.
7. The Rise of Smart Homes: Exploring the Internet of Things (IoT). URL: <https://medium.com/@alexandragrosu03/the-rise-of-smart-homes-exploring-the-internet-of-things-iot-b980fe3b78a1> (дата звернення: 12/07/2023).
8. Mustafa B., Muhammad I., Mohsin S, Abdul S. IOT based low-cost smart home automation system. *3rd International Congress on Human-Computer Interaction* 2021. pp. 1-6.
9. Fahim M., Sillitti A. Anomaly detection, analysis and prediction techniques in iot environment. *A systematic literature review*. 2019. pp. 814-816.
10. Ahanger A., Tariq U., Ibrahim A., Ullah I. Iot-inspired framework of intruder detection for smart home security systems. *Electronics*. 2020. vol. 9. P 1361.

11. Chatrati S.P., Hossain G., Goyal A., Bhan A., Bhattacharya S., Gaurav, D., Tiwari, S.M. Smart home health monitoring system for predicting type 2 diabetes and hypertension. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, 2022 vol. 34. pp. 862-870.
12. The Intriguing Future of Smart Home Systems. URL : <https://www.linkedin.com/pulse/intriguing-future-smart-home-systems-yuvipep> (дата звернення: 19.07.2023).
13. Forbes G., Massie S. Fall prediction using behavioural modelling from sensor data in smart homes. *Artificial Intelligence Review*. 2020. vol. 53 pp. 1071-1091.
14. Sprint G., Cook D. Multimodal fusion of smart home and text-based behavior markers for clinical assessment prediction. *ACM transactions on computing for healthcare*. 2022. P 1-25.
15. Li W., Logenthiran T., Phan T. A novel smart energy theft system (SETS) for IoT-based smart home. *IEEE Internet of Things Journal*. 2019. P 5531-5539.
16. Home Smart IoT Home: Domesticating the Internet of Things. URL : <https://www.toptal.com/designers/interactive/smart-home-domestic-internet-of-things> (дата звернення: 22.07.2023).
17. Katangle S., Mayuresh K., Deosarkar M. Nalbalwar. Smart home automation-cum agriculture system. *International Conference on Industry 4.0 Technology (I4Tech)*. 2020. P 121-125.
18. Tayef S., Muhidur R. Design and Implementation of IoT based Smart Home Automation System. *24th International Conference on Computer and Information Technology*. 2021. pp. 1-5.
19. Muhammad K., Saad K An intelligent hybrid energy management system for a smart house considering bidirectional power flow and various EV charging techniques. *Applied Sciences*. 2019.vol.9. P. 1658.
20. Taiwo, Olutosin, Absalom E. Ezugwu, Nadim Rana, and Shafi'I. M. Abdulhamid. Smart home automation system using zigbee, bluetooth and arduino technologies. *20th International Conference*. Italy. 2020, pp. 587-597.

21. IoT Solutions for Smart Home Devices. URL : <https://webbylab.com/iot/iot-solutions-for-smart-home-devices/> (дата звернення: 22.08.2023).
22. Parkhomenko A., Tulenkov A., Sokolyanskii. The application of the remote lab for studying the issues of Smart House systems power efficiency, safety and cybersecurity. *15th International Conference on Remote Engineering and Virtual Instrumentation*. 2019. pp. 395-402.
23. Mahmud, S., Ahmed, S. and Shikder, K. A smart home automation and metering system using internet of things (IoT). *International Conference on Robotics, Electrical and Signal Processing Techniques*. 2019. P 451-454.
24. Smart homes and IoT: How technology is revolutionizing architecture? . URL : <https://parametric-architecture.com/smart-homes-and-iot-how-technology-is-revolutionizing-architecture/> (дата звернення: 22.08.2023).
25. The Smart Home Revolution: How IoT Is Transforming Modern Living. URL: <https://iotbusinessnews.com/2023/11/10/89810-the-smart-home-revolution-how-iot-is-transforming-modern-living/> (дата звернення: 22.08.2023).
26. Sung W., Hsiao, J. The application of thermal comfort control based on Smart House System of IoT. 2020. P 149.
27. Winarno, Adi, and Mahfud Affandi. Design and Construction of Smart House Prototype Based Internet of Things (Iot) Using Esp8266. *Journal of Applied Electrical, Science, & Technology*. 2022. vol. 4, pp. 11-14.
28. Gazis A., Eleftheria K. Smart home IoT sensors: Principles and applications a review of low-cost and low-power solutions. *International Journal on Engineering Technologies and Informatics*. 2021. vol. 2. pp. 19-23.
29. Korneeva E., Nina O. Consumer attitudes to the smart home technologies and the Internet of Things (IoT). *Energies Journal*. 2021. vol. 14. P 7913.
30. Chaari M., Al-Maadeed S. Wireless power transmission for the internet of things (iot). *International Conference on Informatics, IoT, and Enabling Technologies*. 2020. pp. 549-554.

31. 8 innovations that prepared us for contemporary smart homes. URL : <https://qz.com/smart-home-device-innovations-short-history-1850385993> (дата звернення: 24/07/2023).
32. Smart Homes – IoT in Real Estate Leading the Future. URL : <https://appinventiv.com/blog/iot-in-real-estate/> (дата звернення: 25/07/2023).
33. Chen K., Zhang D., Yao L., Guo B., Yu, Z. Deep learning for sensor-based human activity recognition: Overview, challenges, and opportunities. *ACM Computing Surveys*. 2021. pp. 1-40.
34. Integrating Blockchain with IoT and AI for Smart Home Security. URL : (дата звернення: 25/07/2023).
35. Dang L., Min K., Wang H., Piran M., Lee, C. Sensor-based and vision-based human activity recognition: *A comprehensive survey on Pattern Recognition*, 2020. P 1071.
36. Smart Homes – IoT in Real Estate Leading the Future. URL : <https://appinventiv.com/blog/iot-in-real-estate/> (дата звернення: 12/08/2023).
37. Yadav S., Tiwari K., Pandey, H. A review of multimodal human activity recognition with special emphasis on classification, applications, challenges and future directions. *Knowledge-Based Systems*. 2021. P 106.
38. Integrating Blockchain with IoT and AI for Smart Home Security. URL : <https://www.conurets.com/integrating-blockchain-with-iot-and-ai-for-smart-home-security/> (дата звернення: 12/08/2023).
39. Xia K., Huang J., Wang, H. LSTM-CNN architecture for human activity recognition. *IEEE Access*. 2020. vol. 8. P 56855-56866.
40. Wan S., Qi L., Xu X., Tong C. Deep learning models for real-time human activity recognition with smartphones. *Mobile Networks and Applications*, 2020. P 743-755.
41. Wang J., Chen Y., Hao S., Peng X. Deep learning for sensor-based activity recognition: *A survey on Pattern recognition letters*. 2019. P 3-11.

42. From Concept to Control: Developing IoT-based Smart Home App. URL : (дата звернення: <https://readwrite.com/from-concept-to-control-developing-iot-based-smart-home-app/>) (22.07.2023).
43. Ramanujam E., Thinakaran P., Padmavathi S.. Human activity recognition with smartphone and wearable sensors using deep learning techniques. *IEEE Sensors Journal*. 2021. vol. 21. pp. 13029-13040.
44. Bouchabou D., Sao M., Christophe L.A survey of human activity recognition in smart homes based on IoT sensors algorithms. *Taxonomies, challenges, and opportunities with deep learning*. 2021. vol. 21. P 6037.
45. Smart Home Trends for 2023. URL : [https://www.hdlautomation.com/Articles\\_100000161143363.html](https://www.hdlautomation.com/Articles_100000161143363.html) (дата звернення: 22.07.2023).
46. Mekruksavanich, Sakorn, and Anuchit Jitpattanakul. Lstm networks using smartphone data for sensor-based human activity recognition in smart homes. *Sensors* 21, 2021. P 1636.
47. Fahad L., Tahir, F. Activity recognition and anomaly detection in smart homes. 2021. P 362-372.
48. Bianchi V., Bassoli M., Lombardo G., Fornacciari, P., Mordonini M. IoT wearable sensor and deep learning: An integrated approach for personalized human activity recognition in a smart home environment. *Internet of Things Journal*. 2021. vol. 6. pp. 8553-8562.
49. A low-cost real-time IoT human activity recognition system based on wearable sensor and the supervised learning algorithms. URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0263224123007959> (дата звернення: 22/10/2023).
50. Kim K., Jalal A. Vision-based human activity recognition system using depth silhouettes: A smart home system for monitoring the residents. *Journal of Electrical Engineering & Technology*. 2019. vol. 14, pp. 2567-2573.
51. Irvine N., Nugent C., Zhang S., Wang, H. Neural network ensembles for sensor-based human activity recognition within smart environments. 2019. P 216.

52. Intelligent system for human activity recognition in IoT environment. URL : [https://www.researchgate.net/publication/354422171\\_Intelligent\\_system\\_for\\_human\\_activity\\_recognition\\_in\\_IoT\\_environment](https://www.researchgate.net/publication/354422171_Intelligent_system_for_human_activity_recognition_in_IoT_environment) (дата звернення: 22/10/2023).
53. Guo X., Shen Z., Zhang Y. Review on the application of artificial intelligence in smart homes. *Smart Cities*. 2019. vol. 6. p. 402-420.
54. Liciotti D., Bernardini M., Romeo L. Sequential deep learning application for recognising human activities in smart homes. 2020. 501-513 pp.
55. Zhang Y., Tian G., Zhang S. A knowledge-based approach for multiagent collaboration in smart home. *Activity recognition to guidance service*. 2019. pp. 317-329.
56. Stacked Lstm Network for Human Activity Recognition Using Smartphone Data. URL : <https://ieeexplore.ieee.org/document/8946180> (дата звернення: 22/10/2023).
57. Li Q., Gravina R., Li Y., Alsamhi S.H. Multi-user activity recognition: Challenges and opportunities. 2020. 121-135 pp.
58. Li X., Zhong J. Complicated robot activity recognition by quality-aware deep reinforcement learning. 2021. 480-485 pp.
59. LSTM Networks Using Smartphone Data for Sensor-Based Human Activity Recognition in Smart Homes URL: <https://www.mdpi.com/1424-8220/21/5/1636> (дата звернення: 25/10/2023).
60. Zhou Z., Yu H. Human activity recognition based on improved Bayesian convolution network to analyze health care data using wearable IoT device. *IEEE Access*. 2020. vol. 8. pp. 86411-86418.
61. Liu Y., Mu Y., Chen K., Li Y. Daily activity feature selection in smart homes based on pearson correlation coefficient. *Neural Processing Letters*. 2020. vol. 51. pp. 1771-1787.
62. Human Activity Recognition (HAR) in Smart Homes. URL: <https://hal.science/hal-03436948/file/har-in-smart-homes.pdf> (дата звернення: 26/10/2023).

63. Li X., Junpei Z. Complicated robot activity recognition by quality-aware deep reinforcement learning. 2021. 480-485 pp.
64. Jalal A., Batool M. Wearable sensors for activity analysis using SMO-based random forest over smart home and sports datasets. *3rd International Conference on Advancements in Computational Sciences*. 2020. pp. 1-6.
65. The Disagreement Problem in Explainable Machine Learning: A Practitioner's Perspective. URL : <https://arxiv.org/abs/2202.01602> (дата звернення: 26/10/2023).
66. Ullah M., Ullah H., Khan S.D. Stacked lstm network for human activity recognition using smartphone data. *8th European workshop on visual information processing*. 2019. pp 175-180.
67. Batool M., Jalal A. Telemonitoring of daily activity using accelerometer and gyroscope in smart home environments. *Journal of electrical engineering & technology*. 2020. pp. 2801-2809.
68. Wan S., Qi L., Xu X., Tong C. Deep learning models for real-time human activity recognition with smartphones. *Mobile Networks and Applications*. 2020. vol. 21. pp. 743-755.
69. Xia, K., Huang, J. and Wang, H. LSTM-CNN architecture for human activity recognition. 2020. P 56855-56866.
70. Explainable Activity Recognition for Smart Home Systems. URL : <https://dl.acm.org/doi/full/10.1145/3561533> (дата звернення: 27/10/2023).
71. Mekruksavanich S., Jitpattanakul, A. Lstm networks using smartphone data for sensor-based human activity recognition in smart homes. 2021. 1636 P.
72. Pienaar S., Malekian R. Human activity recognition using LSTM-RNN deep neural network architecture. 2019. pp. 1-5.
73. Tang J., Shu X., Yan R. Coherence constrained graph LSTM for group activity recognition. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*. 2019. vol. 44. pp. 636-647.

74. Zhang J., Wu F., Wei B., Zhang Q., Huang, H., Shah, S. Data augmentation and dense-LSTM for human activity recognition using WiFi signal. *IEEE Internet of Things Journal*. 2020. vol. 6. pp. 4628-4641.
75. Barut O., Zhou L. Multitask LSTM model for human activity recognition and intensity estimation using wearable sensor data. *IEEE Internet of Things Journal* . 2021. vol. 7. pp. 8760-8768.
76. Wang L. Human activity recognition based on wearable sensor using hierarchical deep LSTM networks. 2020. 837-856 pp.
77. Gorji A., Bourdoux A., Pollin S. Multi-view CNN-LSTM architecture for radar-based human activity recognition. *Ieee Access*. 2022. vol. 10. pp. 24509-24519.
78. IoT-based Human Activity Recognition Models based on CNN, LSTM and GRU. URL : <https://ieeexplore.ieee.org/document/10028803> (дата звернення: 22/10/2023).

## ДОДАТОК А

**ЛІСТИНГ КОДУ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ДЛЯ  
ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ РОЗПІЗНАВАННЯ АКТИВНОСТІ  
МЕШКАНЦІВ У СИСТЕМІ РОЗУМНИЙ БУДИНОК**

```

class SmartHomeSystem:
    def init(self):
        self.sensors = {'motion': [], 'temp': [], 'light': []}
        self.device_states = {'lights': False, 'heater': False}
        self.model = KMeans(n_clusters=2)
    def collect_sensor_data(self):
        self.sensors['motion'].append(np.random.choice([0, 1]))
        self.sensors['temp'].append(np.random.uniform(15, 25))
        self.sensors['light'].append(np.random.uniform(100, 800))
    def analyze_data(self):
        data = np.array([self.sensors['motion'], self.sensors['temp'], self.sensors['light']]).T
        self.model.fit(data)
        predictions = self.model.predict(data)
        return predictions
    def control_devices(self, predictions):
        if predictions[-1] == 1:
            self.device_states['lights'] = True
        else:
            self.device_states['lights'] = False
    def send_data_to_cloud(self):
        url = "https://example-smart-home-server.com/api/data"
        headers = {'Content-Type': 'application/json'}
        response = requests.post(url, data=json.dumps(self.sensors), headers=headers)
        return response.status_code
    def run(self):
        self.collect_sensor_data()
        predictions = self.analyze_data()
        self.control_devices(predictions)
        self.send_data_to_cloud()
if name == "main":
    smart_home_system = SmartHomeSystem()
    for _ in range(10):
        smart_home_system.run()
class DeviceManager:
    def init(self):
        self.devices = {'smart_lock': False, 'thermostat': 22}
    def update_device_status(self, device, status):
        if device in self.devices:
            self.devices[device] = status
            print(f"Updated {device} status to {status}")
class EnvironmentalAnalyzer:

```

```

def init(self, data):
    self.data = data
def perform_complex_analysis(self):
    result = sum(self.data['temp']) / len(self.data['temp']) > 20
    return result
class Scheduler:
def init(self):
    self.schedule = {}
def add_scheduled_task(self, time, task):
    self.schedule[time] = task
def execute_scheduled_tasks(self):
    current_time = datetime.datetime.now().time()
    for time, task in self.schedule.items():
        if time <= current_time:
            task()
            del self.schedule[time]
def mock_background_process():
    while True:
        print("Running background process...")
        os.system("sleep 10")
if name == "main":
    smart_home_system = SmartHomeSystem()
    device_manager = DeviceManager()
    scheduler = Scheduler()
    # Add a scheduled task
    scheduler.add_scheduled_task(datetime.datetime.now().time(), lambda:
device_manager.update_device_status('thermostat', 23))
    # Start a background thread
    background_thread = threading.Thread(target=mock_background_process)
    background_thread.start()
    for _ in range(10):
        smart_home_system.run()
        scheduler.execute_scheduled_tasks()
class EnergyOptimizer:
def init(self):
    self.energy_usage = {'lights': 0, 'heater': 0, 'ac': 0}
def optimize_energy(self):
    for device, usage in self.energy_usage.items():
        self.energy_usage[device] = usage * random.uniform(0.8, 0.95)
class UserBehaviorPredictor:
def init(self):
    self.user_patterns = {'morning': 'heating', 'evening': 'lights'}
def predict_behavior(self, current_time):
    if current_time.hour < 12:
        return self.user_patterns['morning']
    else:
        return self.user_patterns['evening']
class SecuritySystem:
def init(self):

```

```

        self.alarm_status = False
    def analyze_security_data(self, data):
        if 'unidentified_movement' in data:
            self.alarm_status = True
            print("Security alert! Unidentified movement detected.")
class SystemLogger:
    def log_event(self, event):
        with open("system_log.txt", "a") as log_file:
            log_file.write(f"{datetime.datetime.now(): {event}}\n")
def simulate_external_api_call():
    weather_conditions = ['sunny', 'rainy', 'cloudy']
    return random.choice(weather_conditions)
if name == "main":
    energy_optimizer = EnergyOptimizer()
    user_behavior_predictor = UserBehaviorPredictor()
    security_system = SecuritySystem()
    system_logger = SystemLogger()

    for _ in range(10):
        smart_home_system.run()
        weather = simulate_external_api_call()
        system_logger.log_event(f"Weather condition: {weather}")
        energy_optimizer.optimize_energy()
        current_time = datetime.datetime.now()
        predicted_behavior = user_behavior_predictor.predict_behavior(current_time)
        system_logger.log_event(f"Predicted behavior: {predicted_behavior}")
        security_data = {'unidentified_movement': random.choice([True, False])}
        security_system.analyze_security_data(security_data)
        if security_system.alarm_status:
            system_logger.log_event("Security alarm triggered.")

    time.sleep(5)

```

## ДОДАТОК Б

### КОПІЯ ТЕЗ ДОПОВІДІ

---

Міністерство освіти і науки України  
Хмельницький національний університет



**ЗБІРНИК НАУКОВИХ ПРАЦЬ**  
за матеріалами XV Всеукраїнської науково-практичної конференції  
«Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2023»

*17-18 листопада 2023*

Хмельницький 2023

## ЗМІСТ

<b>Аскеров В.В.</b> Метод покращення перевірок AML шляхом зміни парадигми ставлення системи до кожної окремої транзакції .....	12
<b>Атаман В.О.</b> Огляд технологій двофакторної аутентифікації та їх впровадження у мобільних додатках .....	16
<b>Баишта А.Р.</b> Способи побудови детектингу об'єктів у реальному світі.....	19
<b>Білінська А.Є.</b> Дослідження підсистеми визначення безпечної відстані під час водіння автомобіля за допомогою комп'ютерного зору .....	22
<b>Біньковський Я.В.</b> Підсистема розпізнавання світлових сигналів світлофора .....	27
<b>Бойчук А.І., Данчук С.В., Нічепорук А.О.</b> Оцінка доступності SaaS систем в контексті аналізу впливу несправностей в ІТ інфраструктурі.....	31
<b>Бохонько О.О., Бондарук О.В.</b> Дослідження методів підтримки та керування життєвим циклом хмарних середовищ .....	35
<b>Бохонько О.О., Лисенко С.М.</b> Метод виявлення кібер-атак на основі соціальної інженерії .....	38
<b>Бугайчук В.О.</b> Сумаризація тексту за допомогою рекурентних нейронних мереж та трансформерів .....	41
<b>Ваховська В.М.</b> Мобільний додаток «GymRat» – віртуальний фітнес тренер.....	43
<b>Владовська А.О., Продеус М.С., Нічепорук А.О.</b> Адаптивне прогнозування та розпізнавання поведінки мешканців у розумних будинках .....	47

УДК 005.21:005.8:004.8

Владовська А.О., Продеус М.С., Нічепорук А.О.

*Хмельницький національний університет***АДАПТИВНЕ ПРОГНОЗУВАННЯ ТА РОЗПІЗНАВАННЯ ПОВЕДІНКИ  
МЕШКАНЦІВ У РОЗУМНИХ БУДИНКАХ**

*Розглянуто масштабований метод, що забезпечує гнучке моделювання та ідентифікацію діяльності в розумних будинках, орієнтоване на велику кількість видів діяльності та здатне адаптуватися до різноманітних умов і предметів.*

*Considered is a scalable method that provides flexible modeling and identification of activities in smart homes, is focused on a large number of activities and is able to adapt to a variety of conditions and subjects.*

Часто «розумні будинки» розглядаються як ідеальне рішення для побутових проблеми. Автоматизація може бути реалізована лише за умови виявлення активності мешканців. Це дає змогу «розумним сервісам» працювати автономно, щоб відслідковувати її активність. Технології досягли вражаючого прогресу в цій галузі, проте більшість існуючих сервісів покладаються на заздалегідь запрограмовані дії, які не завжди задовольняють потреби користувачів. Крім того, вони зазвичай мають обмежену масштабованість отже – не підходять для практичного застосування в реальних умовах за межами лабораторії. Щоб відповідати потребам користувачів пропонується нова структура для розпізнавання дій і прогнозування поведінки людини. Ця система складається з трьох етапів: розпізнавання, виявлення та прогнозування активності, бонусом є використання RFID-міток, що суттєво знижує її вартість. Експеримент показує, що запропонований підхід добре ідентифікує і прогнозує дії, демонструючи чудову масштабованість.

Цей метод є масштабованим та підтримує велику кількість видів діяльності, легко адаптується для різних будинків, навіть якщо в них є різні предмети (наприклад стільці) та пристрої (наприклад лампи), і ця гнучкість виходить за межі обмежень традиційних моделей. Крім того, моделювання прогнозованої активності дозволяє покращити Human Activity Recognition (HAR) в розумних будинках, і незабаром може дозволити створювати повністю автоматизовані розумні будинки. Ще одна перевага полягає в тому, що треступеневий підхід дозволяє розбити завдання ідентифікації на основі даних сигналів, та забезпечує надзвичайну універсальність.

Кожен етап можна оптимізувати окремо, або замінити іншими. Одним із прикладів може бути заміна LSTM-моделі на третьому етапі на будь-який інший алгоритм інтелектуального аналізу часових рядів і використання маркованих даних з першого етапу. Оскільки метод має три етапи, потрібно оцінити ефективність та продуктивність кожного. Мета першого етапу полягає в тому, щоб визначити дії які виконувались. Є два ключові фактори, які значною мірою визначають ефективність цього етапу. Перший фактор – це те, чи можна правильно визначити використання об'єкта, а другий – чи можна правильно позначити діяльність. На другому етапі набір даних використовується для навчання та тестування відповідно. Ідентифікатори дій 1-10 представляють 10 дій: вихід, туалет, душ, сон, сніданок, вечеря, обід, перекус, вільний час/телебачення та догляд за собою. Наприклад, такі дії, як туалет і душ, можуть бути розпізнані точно (таблиця 1).

Таблиця 1 – Матриця помилок визнаних видів діяльності

№ активності	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	37	0	0	0	0	0	0	0	0	2
2	0	91	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	11	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	28	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	22	0	0	0	1	0
6	0	0	0	0	0	11	3	0	0	0
7	0	0	0	0	0	3	13	1	0	0
8	0	0	0	0	0	1	1	45	0	0
9	1	0	0	0	0	0	0	2	98	1
10	2	0	0	0	0	0	0	0	0	92

Згідно з розрахунками, середня точність на другому етапі становить 85,0%, а середня розпізнаваність дій – 87,9%. Дії № 6 і № 7 помилково ототожнюються тричі, вони представляють "обід" та "вечерю". У наборі даних дії "сніданок", "обід" і "вечеря" розглядаються як три різні дії. Хоча вони відрізняються в часовому

просторі, репрезентативні об'єкти, пов'язані з цими діями, є схожими. Однак несправедливо ділити такі чутливі до часу види діяльності лише за часом, оскільки мешканці мають різний розпорядок дня – наприклад, якщо час обіду з 11:00 до 13:00, то, крім того, мешканець може просто встати об 11:00 і поснідати. Якщо судити лише за часом, то це має бути "обід". Однак "сніданок" – це перший прийом їжі впродовж дня, який спричиняє конфлікт. У дослідженні планується об'єднати активності, які чутливі до часу, це допоможе краще розпізнавати такі види діяльності. Третій етап у процесі прогнозування спочатку потрібно відкоригувати та очистити вихідні дані. Розглядається та сама активність, яка повторюється через короткий проміжок часу, як псевдозапис і об'єднується разом. Крім того, видаляються деякі помилкові записи. Потім потрібно нормалізуємо дані, щоб використовувати їх для навчання LSTM-моделі. На відміну від другого етапу, на третьому етапі початкові 70% даних використовуються для навчання, а решта 30% – для тестування.

Мешканці виконують різні дії у відносно фіксованій послідовності. Наприклад, згідно з журналом активності, є мешканець, який завжди дивиться телевизор після вечері. Отже, якщо виявлено, що в даний момент він вечеряє, то його наступною активністю, швидше за все, буде перегляд телевизора. Таку проблему з прогнозуванням наступного стану на основі поточного стану можна вирішити за допомогою класичного підходу машинного навчання. Проте, наступна активність пов'язана не лише з поточною, але й з попередніми.

Це означає, що модель може передбачити наступну дію, використовуючи не лише поточну дію, але й декілька минулих дій. Це узгоджується з припущенням, що дії не відбуваються випадково, і що мотивація наступної дії - це те, що мешканець зробив в даний момент. Таким чином, точність прогнозування LSTM вища, ніж у класичного підходу машинного навчання; як і у випадку з першим підходом, для моделювання звичок мешканців враховується більше знань (рисунок 1).

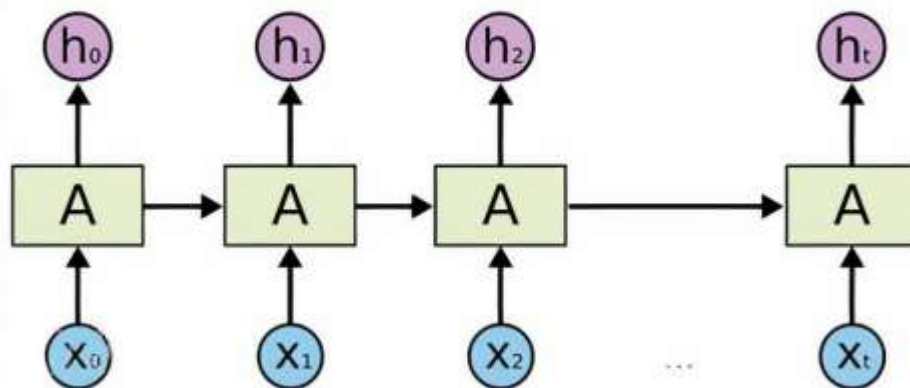


Рисунок 1 – Послідовність дій та модель рекурентної нейронної мережі (RNN)

Отже, система RF-ARP, яка створена для "розумних" будинків і використовується для визначення та розпізнавання дій людей всередині. Система використовує трьохетапний метод, який допомагає вирішити проблеми, пов'язані з розпізнаванням активності мешканців. Оскільки для цього методу не потрібен зворотній зв'язок, його можна буде використовувати у різних будинках, також має низьку вартість та мінімальне споживання енергії. Система була верифікована, використовуючи набір даних ADL з відкритим кодом з двома мешканцями, отримавши точність розпізнавання 85,0% і точність прогнозування 78,3%.

Тим не менш, поточна архітектура не позбавлена обмежень. Оскільки система розпізнавання активності в основному залежить від просторових знань, вона страждає від активності, яка має тимчасове семантичне значення. В майбутньому планується включити часові знання в цей метод, щоб виправити цей недолік.

#### **Перелік посилань**

1. Feng, S.; Setoodeh, P.; Haykin, S. Smart home: Cognitive interactive people-centric Internet of Things. *IEEE Commun. Mag.* 2017, 55, 34–39.
2. Pradhan, S.; Chai, E.; Sundaresan, K.; Qiu, L.; Khojastepour, M.A.; Rangarajan, S. Rio: A pervasive rfid-based touch gesture interface. In *Proceedings of the 23rd Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, Snowbird, UT, USA, 16–20 October 2017*; pp. 261–274.
3. Liu, Y.; Nie, L.; Liu, L.; Rosenblum, D.S. From action to activity: Sensor-based activity recognition. *Neurocomputing* 2016, 181, 108–115.
4. Du, Y.; Lim, Y.; Tan, Y. Activity Recognition Using RFID Phase Profiling in Smart Library. *IEICE Trans. Inf. Syst.* 2019, 102, 768–776.

## ДОДАТОК В

### КОПІЯ ПРЕЗЕНТАЦІЇ



The diagram shows a central house icon labeled "Розумний будинок" (Smart Home). Surrounding it are several circular icons representing different sensors and devices: "Давачі руху" (Motion sensors), "Давачі освітленості" (Light sensors), "Давачі температури" (Temperature sensors), "Дверні датчик" (Door sensor), "Датчики сну" (Sleep sensors), "Додатки для смартфонів" (Smartphone apps), and "Негитлова активність" (Non-vital activity). The diagram is set against a background of orange wavy lines and a purple ring.

Метод та засоби інформаційної технології розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок»

Науковий керівник: к. т. н., доц  
Нічепорук А.О.  
Доповідач: Владовська А.О.

Хмельницький 2023

### Мета, об'єкт та предмет дослідження

- Метою роботи є підвищення рівня розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок».
- Об'єктом дослідження є процес розпізнавання та прогнозування активності мешканців у системі «Розумний будинок».
- Предметом дослідження є метод та засоби інформаційної технології розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок».

## Мета і задачі дослідження

- Провести аналіз існуючих методів і технологій розпізнавання активності мешканців в системах «розумний будинок», включаючи огляд моделей та засобів, використовуваних для цієї мети.
- Удосконалити модель процесу класифікації активності мешканців, що оптимізує використання даних з давачів та інших пристроїв у «розумному будинку» для точнішого визначення поведінкових патернів.
- Запропонувати інформаційну технологію розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок».
- Дослідити ефективність запропонованої інформаційної технології розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок».

## Наукова новизна отриманих результатів

- набув подальшого розвитку метод розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок», який ґрунтується на моніторингу взаємодії об'єктів з використанням tf-idf та алгоритмів прогнозування, що дозволило здійснити розпізнавання активності мешканців.
- удосконалено інформаційну технологію розпізнавання активності мешканців яка на відмінну від відомих залучає мережі з короткочасною пам'яттю, що дозволило підвищити ступінь розпізнавання активності у системі «Розумний будинок».



## Практичне значення

Практична цінність роботи полягає в тому, що запропонована інформаційна технологія розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок» дозволяє підвищити ступінь розпізнавання активності мешканців у системі.

Важливість роботи. Робота має важливе значення для розвитку технологій домашньої автоматизації.



## Актуальність

Сучасний світ відзначається стрімким розвитком технологій та зростаючою потребою у підвищенні комфорту та ефективності щоденного життя. У цьому контексті, концепція "Розумного будинку" стає все більш актуальною, оскільки вона пропонує інтегроване технологічне рішення для автоматизації домашніх процесів та підвищення рівня життя.

Основною актуальністю роботи є розробка методів і засобів розпізнавання активності мешканців у системі "Розумний будинок", що є ключовим для забезпечення гнучкості та індивідуалізації функціонування таких систем. Ефективне впровадження цих методів не тільки підвищить зручність використання системи "Розумний будинок", але й забезпечить більшу енергоефективність та безпеку для її мешканців.

## Метод та засоби інформаційної технології розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок»

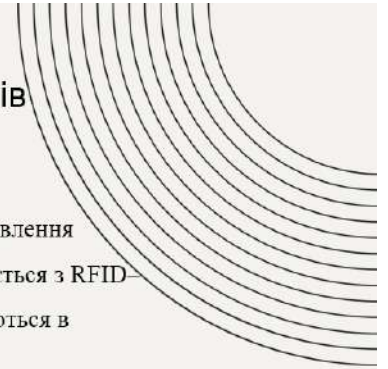
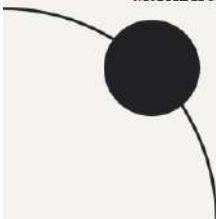
- З метою розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок» запропоновано метод, який ґрунтується на унікальному моніторингу взаємодії об'єктів, статистичної оцінки частоти з використанням метрики  $tf-idf$  та алгоритмів прогнозування, таких як мережі з короткочасною пам'яттю.
- Особливістю даного методу є те, що він не покладається виключно на прямі вхідні дані давачів або заздалегідь визначені моделі активності.
- Натомість розширює визначення активності, включаючи ширший спектр взаємодій об'єктів. Таке розширення досягається завдяки застосуванню  $tf-idf$ . Таким чином це дозволить розпізнати активність мешканців із високою точністю.



### Етап представлення об'єкта розпізнавання та ідентифікація об'єктів

Цей етап закладає основу для всієї системи, встановлюючи метод виявлення використання об'єктів у середовищі розумного будинку. Процес починається з RFID-міток, які прикріплюються до різних об'єктів, що зазвичай використовуються в повсякденній діяльності.

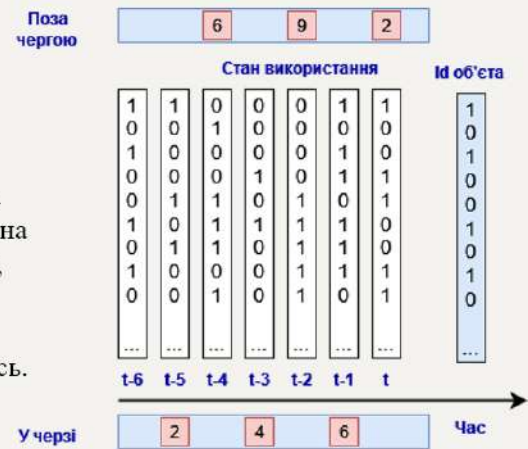
Результатом цього етапу є набір двійкових даних про стан використання кожного позначеного об'єкта, що слугує основою для подальшого процесу розпізнавання активності.



## Етап розпізнавання активності

Спираючись на дані про використання об'єктів, отримані на першому етапі, цей етап потрібен для розпізнавання видів діяльності високого рівня, коли кілька об'єктів беруть участь у діяльності або коли діяльність переривається.

Для зберігання даних створюється дві черги, в яких фіксується виявлення використання об'єкта. «Увімкнена черга» містить ідентифікатор об'єкта та позначку часу, коли об'єкт починає використовуватись, тоді як «Вимкнена черга» містить ідентифікатор об'єкта та позначку часу, коли об'єкт припиняє використовуватись.



## Етап прогнозування майбутньої активності

На цьому етапі прогнозування людської активності розглядається як прогнозування часової послідовності, враховуючи, що дії в розумному будинку зазвичай слідують певним «шаблонам».

Вхідними даними для цього етапу є послідовність розпізнаних дій та час їхнього початку, отримані з журналів активності.

Такий підхід забезпечує вищу точність прогнозування, оскільки враховує «шаблонний характер» людської поведінки.

Результатом є комплексне прогнозування майбутніх дій і використання об'єктів, це надає інформацію про майбутню активність в середовищі «розумного будинку».



## Експеримент та оцінка

Для експериментів було використано датасет «SPHERE house scripted dataset: A multi-sensor dataset with annotated activities of daily living recorded in a residential setting v2.0» .

Він містить усю необхідну для цього експерименту інформацію, яка зручно розбита на окремі файли. Саме у цій роботі було використано файли [Activity.csv](#), [location.csv](#), [per\\_ann\\_activity\\_n.csv](#)



Data Resources	
acceleration.csv	Explore
activity.csv	Explore
location.csv	Explore
meta.json	Explore
per_ann_activity_0.csv	Explore
per_ann_activity_1.csv	Explore
per_ann_activity_2.csv	Explore
per_ann_location_0.csv	Explore
per_ann_location_1.csv	Explore
per_ann_location_2.csv	Explore
pir.csv	Explore
rgb_d_hall.csv	Explore
rgb_d_kitchen.csv	Explore
rgb_d_living.csv	Explore
resi.csv	Explore

## Експеримент та оцінка

Оснoву запропонованої системи складає метод розпізнавання активності, що базується на використанні алгоритмів машинного навчання. За результатами проведених експериментів з використанням цього програмного забезпечення було досягнуто високої точності у визначенні специфічних видів активності, з максимальною ефективністю розпізнавання до дев'яноста одного відсотку.

Ці результати підкреслюють ефективність розробленої інформаційної технології у контексті розпізнавання активності мешканців у «розумному будинку», демонструючи її потенціал для підвищення комфорту та безпеки життя в автоматизованих домогосподарствах.



## Висновки

На основі проведених теоретичних та практичних досліджень, розроблено комплексний метод розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок», який демонструє високу точність та ефективність у визначенні різних типів активності.

1. У першому розділі було розкрито концепцію «Розумного будинку», представлено його архітектуру та основні компоненти.
2. У другому розділі було здійснено детальний аналіз існуючих підходів до розпізнавання активності та визначено ключові параметри та характеристики, необхідні для ефективного моніторингу.
3. У третьому розділі було розроблено метод розпізнавання складається з декількох етапів, включаючи фази збору та обробки даних, тренування моделі, валідації та реального використання в системі.
4. У четвертому розділі було проведено експериментальні дослідження для оцінки ефективності розробленої системи. Зокрема, було інтегровано метод розпізнавання активності у систему «розумний будинок» для виявлення різних типів активності в реальному часі.

## Публікації з матеріалами кваліфікаційної роботи

Владовська А.О., Продеус М.С., Нічепорук А.О. Адаптивне прогнозування та розпізнавання поведінки мешканців у розумних будинках. Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2023: збірник наукових праць за матеріалами XV Всеукраїнської науково-практичної конференції. 17 жовтня 2023. Хмельницький, 2023. С. 47-50

Дякую за увагу!



Ім'я користувача:  
Кафедра КІ

Дата перевірки:  
15.12.2023 15:49:34 EET

Дата звіту:  
15.12.2023 15:50:52 EET

ID перевірки:  
1016008772

Тип перевірки:  
Doc vs Internet + Library

ID користувача:  
100005591

Назва документа: Владовська\_Метод та засоби інформаційної технології розпізнавання активності мешканц...  
Кількість сторінок: 79 Кількість слів: 14549 Кількість символів: 114219 Розмір файлу: 2.50 MB ID файлу: 1015694417

## 3.98% Схожість

Найбільша схожість: 1.16% з джерелом з Бібліотеки (ID файлу: 1010865618)

3.32% Джерела з Інтернету	182	Сторінка 81
2.76% Джерела з Бібліотеки	79	Сторінка 83

## 0.19% Цитат

Цитати	6	Сторінка 84
Посилання	1	Сторінка 84

## 0% Вилучень

Немає вилучених джерел

## Модифікації

Виявлено модифікації тексту. Детальна інформація доступна в онлайн-звіті.

Замінені символи	7
------------------	---

# Anti-Plagiarism v-15.257

Максимальне співпадіння з одним документом 0.0%

Словники перевірки: en\_US, ru\_RU, ua\_UA. Помилки в документах: 12%

ID: 123381 Назва: ДП Метод та засоби інформаційної технології розпізнавання активності мешканців у системі "Розумний будинок" Додано в БД: 2023-12-15 Автора: Владовська А.О. Керівники: Нічепорук А.О. Консультанти: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	97799	814	849 (1%)	14 (2%)

## Джерело плагіату

ID	Опис	Наявність плагіату в документі	
		Символи	Лексеми

РЕЦЕНЗІЯ НА ДИПЛОМНУ РОБОТУ

Дипломник: Владовська Анна Олександрівна

Тема: Метод та засоби інформаційної технології розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок».

Спеціальність: 126 «Інформаційні системи та технології»

Обсяг дипломної роботи:

Кількість листів креслень   ; кількість сторінок записки   

1. Короткий зміст роботи та прийнятих рішень У роботі запропоновано структуру інформаційної технології розпізнавання активності моніторингу взаємодії об'єктів, статистичної оцінки частоти з використанням метрики tf-idf та алгоритмів прогнозування

2. Висновок про відповідність роботи дипломному завданню Дипломна робота відповідає виданому завданню

3. Характеристика виконання кожного розділу, ступінь використання останніх досягнень науки і техніки і передових методів роботи: У першому розділі розглянуто основи концепції «Розумного будинку», аналізуючи різні методи та засоби інформаційних технологій для розпізнавання активності мешканців. Особлива увага приділена інтеграції IoT технологій та забезпеченню конфіденційності. У другому розділі розроблено модель процесу розпізнавання активності мешканців з використанням методу, який оптимізує роботу системи «Розумний будинок». У третьому розділі представлено метод розпізнавання активності мешканців на основі взаємодії об'єктів, статистичної оцінки та алгоритмів прогнозування, зокрема з використанням LSTM мереж. Четвертий розділ описує структуру та засоби інформаційної технології, які необхідні для реалізації системи розпізнавання активності в «Розумному будинку», а також містить оцінку ефективності запропонованої системи.

4. Позитивні сторони роботи: Розроблений метод для інтелектуального управління елементами розумного будинку, який ґрунтується на класифікації різних

видів людської активності, ефективно сприяють автоматизації процесів у системах «розумних будинків», орієнтуючись на поведінкові патерни мешканців.

5. Негативні сторони роботи: Відсутні конкретні практичні рекомендації для впровадження розробленої системи підтримки прийняття рішень. Також було б корисно розробити програмний продукт, який б включав аналіз даних, отриманих безпосередньо від інтелектуальних пристроїв у «Розумних будинках».

6. Оцінка графічного оформлення та пояснювальної записки роботи: - \_\_\_\_\_

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

8. Інші зауваження: - \_\_\_\_\_

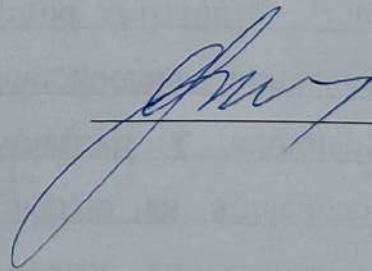
9. Оцінка дипломної роботи:

Розглянувши позитивні та негативні сторони представленої дипломної роботи вважаю, що робота заслуговує оцінки «добре» 3,75 (С)

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

Підченко С.К., завідувач кафедри ТМІТ

«\_\_» \_\_\_\_\_ 2023р.



Завідувачу кафедри КПС  
д-р.техн.наук, проф. Говорущенко Т. О.

Владовська Анна Олександрівна

ПІБ здобувача вищої освіти

ФІТ, 2 курсу, групи ІСТм-22-1

### ЗАЯВА

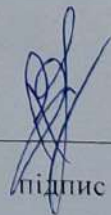
З правилами чинного Положення «Про дотримання академічної доброчесності в Хмельницькому національному університеті» від 26.09.2020 (зі змінами від 26.11.2020), згідно з яким виявлення плагіату є підставою для відмови в допуску кваліфікаційної роботи до захисту та застосування заходів дисциплінарної та академічної відповідальності, ознайомлений (а). Про використання програмно-технічних засобів для перевірки кваліфікаційних робіт здобувачів вищої освіти на плагіатоповіщений (а) та надаю свою згоду на обробку та збереження університетом моєї роботи в інституційному репозитарії університету.

Також надаю університету право на передачу моєї роботи для обробки та збереження в базах даних програмно-технічних засобів (Unicheck та Anti-Plagiarism) та використання роботи для виявлення плагіату в інших роботах, які перевіряються програмно-технічними засобами та користувачами, що мають доступ до цих програмно-технічних засобів, виключно в обмежених цілях для виявлення плагіату в текстах робіт.

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

18.12.2023

дата

  
підпис

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

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

Назва: Метод та засоби інформаційної технології розпізнавання активності мешканців у системі «Розумний будинок»

Автор: Владовська Анна Олександрівна

Спеціальність: 126 – Інформаційні системи та технології

Освітня програма: освітньо-професійна

Науковий керівник: Нічепорук Андрій Олександрович, к.т.н, доцент

Після аналізу звіту подібності зроблено такий висновок:

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

Підтвердження:

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

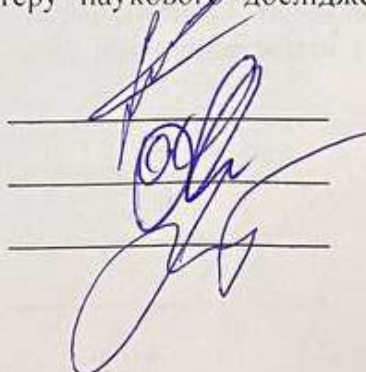
- 1) запозичення розміщені в розділах аналізу існуючих аналогів та прототипів, які не описують безпосередньо авторське дослідження і не стосуються результатів роботи;
- 2) всі зафіксовані системою ознаки модифікації тексту відносяться до комбінування латинських символів зі україномовними скороченнями індексів в формулах, що не є модифікацією тексту.

Сумарний обсяг всіх запозичень, визначений системою виявлення збігів/ідентичності/схожості, складає 3,98% і адресується до 261 першоджерела, що, з урахуванням наведених обґрунтувань, відповідає характеру наукового дослідження і свідчить на користь кваліфікаційної роботи.

Керівник роботи

Гарант ОП

Завідувач кафедри КПС



А. О. Нічепорук

О. О. Павлова

Т. О. Говорущенко