ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
КАФЕДРА ІНЖЕНЕРІЇ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ
АВТОМАТИЗОВАНИХ СИСТЕМ

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на тему: «Дослідження можливостей інтеграції штучного інтелекту в системи розумного будинку»

на здобуття освітнього ступеня магістра
зі спеціальності 126 Інформаційні системи та технології
(код, найменування спеціальності)
освітньо-професійної програми Інформаційні системи та технології
(назва)

Кваліфікаційна робота містить результати власних досліджень. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело

_____ Олег ЛИМАР
(підпис) *Ім'я, ПРІЗВИЩЕ здобувача*

Виконав:
здобувач вищої освіти Олег ЛИМАР
група ІСДМ-64

Керівник: Ольга ПОЛОНЕВИЧ
науковий ступінь, вчене звання к.т.н., доцент

Рецензент:
науковий ступінь, вчене звання _____
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Київ 2023

ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Навчально-науковий інститут інформаційних технологій

Кафедра Інженерії програмного забезпечення автоматизованих систем

Ступінь вищої освіти Магістр

Спеціальність Інформаційні системи та технології

Освітньо-професійна програма Інформаційні системи та технології

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедрою ІПЗАС
_____ Каміла СТОРЧАК
«_____» _____ 2023 р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

Лимару Олегу Володимировичу
(прізвище, ім'я, по батькові здобувача)

1. Тема кваліфікаційної роботи: Дослідження можливостей інтеграції штучного інтелекту в системи розумного будинку

керівник кваліфікаційної роботи Ольга ПОЛОНЕВИЧ к.т.н., доцент,
(Ім'я, ПРІЗВИЩЕ науковий ступінь, вчене звання)
затверджені наказом Державного університету інформаційно-комунікаційних технологій від «19» 10.2023р. №145

2. Строк подання кваліфікаційної роботи «29» грудня 2023р.

3. Вихідні дані до кваліфікаційної роботи: науково-технічна література, принципи побудови систем розумного будинку, методи штучного інтелекту.

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити)
   Аналіз особливостей побудови та функціонування систем розумного будинку
   Дослідження можливостей інтеграції штучного інтелекту в системи розумного будинку
   Поліпшення показників функціонування розумного будинку за рахунок впровадження штучного інтелекту
5. Перелік графічного матеріалу: *презентація*

6. Дата видачі завдання«19» жовтня 2023 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналіз наявної науково-технічної літератури	19.10-05.11.23	
2	Опис систем розумного будинку	05.11-12.11.23	
3	Аналіз технологічних підходів до побудови розумного будинку на базі штучного інтелекту	13.11-19.11.23	
4	Розробка системи енергомоніторингу розумного будинку з використанням алгоритмів машинного навчання	20.11-25.11.23	
5	Розробка системи автоматизації розумного будинку для контролю та моніторингу побутових приладів та умов навколишнього середовища	27.11-03.12.23	
6	Домашня безпека на основі глибокого навчання	04.12-10.12.23	
7	Оформлення роботи: вступ, висновки, реферат	11.12-20.12.23	
8	Розробка демонстраційних матеріалів	21.12-29.12.23	

Здобувач вищої освіти _____ Олег ЛИМАР
(підпис) *(Ім'я, ПРІЗВИЩЕ)*

Керівник
кваліфікаційної роботи _____ Ольга ПОЛОНЕВИЧ
(підпис) *(Ім'я, ПРІЗВИЩЕ)*

РЕФЕРАТ

Текстова частина кваліфікаційної роботи на здобуття освітнього ступеня магістра: 74 стор., 8 табл., 39 рис., 33 джерела.

Мета роботи – підвищення ефективності функціонування систем розумного будинку за рахунок впровадження штучного інтелекту.

Об'єкт дослідження – процес функціонування розумного будинку.

Предмет дослідження – застосування ШІ в системах розумного будинку.

Короткий зміст роботи: У роботі досліджено тенденції розвитку систем розумного будинку, проаналізовано перспективні рішення та основні можливості, які надає впровадження штучного інтлекту в систему розумного будинку. Пропонується використання алгоритму глибокого навчання для виявлення вторгнень у захищеному середовищі автоматизації розумного будинку. Представлено схему системи автоматизації розумного дому на базі Android для контролю та моніторингу електричних побутових приладів та умов навколишнього середовища.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ, РОЗУМНИЙ БУДИНОК, ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ПОСЛУГИ, ЕНЕРГОЕФЕКТИВНІСТЬ, НЕЙРОННА МЕРЕЖА, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, ІНТЕРЕНЕТ РЕЧЕЙ.

ABSTRACT

Text part of the master's qualification work: 74 pages, 39 pictures, 8 table, 33 sources.

The purpose of the work - increasing the efficiency of the functioning of smart home systems due to the introduction of artificial intelligence

Object of research – the process of functioning of a smart house.

Subject of research – application of AI in smart home systems.

Summary of the work: The paper examines the trends in the development of smart home systems, analyzes promising solutions and the main opportunities provided by the introduction of artificial intelligence into the smart home system. It is proposed to use a deep learning algorithm to detect intrusions in a secure smart home automation environment. A diagram of an Android-based smart home automation system for controlling and monitoring electrical household appliances and environmental conditions is presented.

KEYWORDS: ARTIFICIAL INTELLIGENCE, SMART HOME, INTELLIGENT SERVICES, ENERGY EFFICIENCY, NEURAL NETWORK, MACHINE LEARNING, INTERNET OF THINGS.

ВСТУП

Актуальність. Штучний інтелект (ШІ) привертає величезну увагу дослідницького співтовариства та промисловості, що обгрунтовано впровадженням ШІ в багатьох сферах життя. Штучний інтелект, безсумнівно, змінює наш спосіб життя, і розумні будинки не є винятком. Розумні будинки стають все більш популярними, оскільки вони пропонують власникам зручність, енергоефективність та індивідуальні налаштування. Очікується, що вплив штучного інтелекту на індустрію розумних домівок буде кардинальним, відкриваючи еру персоналізованих, ефективних та інтелектуальних житлових приміщень. Оскільки технології продовжують розвиватися, індустрія розумного дому стане свідком все більшого впровадження та інтеграції рішень на основі штучного інтелекту, що створить більш комфортне, безпечне та повноцінне життя власників будинків.

Мета роботи – підвищення ефективності функціонування систем розумного будинку за рахунок впровадження штучного інтелекту.

Для виконання поставленої мети, у магістрській роботі розроблено та виконано наступні завдання:

- дооослідження складових системи розумний будинок та його особливості функціонування;

- дослідження можливостей, які надає впровадження ШІ в розумні будинки

- реалізація моделі розумного будинку з інтеграцією методів глиокого навчання для підвищення безпеки мешканців будинку.

Об'єкт дослідження – процес функціонування розумного будинку.

Предмет дослідження – застосування ШІ в системах розумного будинку.

Методи дослідження. Під час виконання завдань магістерської кваліфікаційної роботи були використані методи машинного гавчання, теорії ймовірності, елементів системного аналізу, методи теоретичного дослідження.

Наукова новизна одержаних результатів. Наукова новизна магістерської кваліфікаційної роботи полягає у розробці практичних рекомендацій щодо

реалізації інтелектуальної системи, завдяки якій вдається підвищити безпеку розумного будинку та забезпечити віддалене управління пристроями.

Практична значущість одержаих результатів. Практична значимість дослідження полягає у можливості застосування запропонованого рішення на практиці при побудові більш функціональних та безпечних систем розумного будинку.

Апробація результатів магістерської роботи. Основні положення і результати магістерської роботи доповідались і обговорювались на I Всеукраїнській науково-технічній конференції «Технологічні горизонти: дослідження та застосування інформаційних технологій для технологічного прогресу України і світу».

.

1 АНАЛІЗ ОСОБЛИВОСТЕЙ ПОБУДОВИ ТА ФУНКЦІОНУВАННЯ СИСТЕМИ РОЗУМНОГО БУДИНКУ

1.1 Опис систем розумного будинку

Розумний будинок – це нова технологія, яка змінює те, як люди живуть і взаємодіють зі своїми будинками. Вона дозволяє домовласнику контролювати та автоматизувати різні аспекти свого будинку, застосовуючи при цьому різні засоби та технології. До них відносяться датчики, дротові та бездротові мережі, виконавчі механізми та інтелектуальні системи. Керувати можна буквально всіма системами будинку - освітленням, системи безпеки, розумними побутовими пристроями та налаштовувати клімат в своїй оселі, при цьому, навіть, перебуваючи за її межами.

В останні роки розвиток інтелектуальних технологій сприяв переходу дому від традиційного до інтелектуального підключеного до мережі інтернету. Завдяки впровадженню IoT в розумні будинки стало набагато легше налагодити зв’язок між побутовою технікою та користувачами. Підключивши всі розумні пристрої свого будинку через Інтернет, їх легко налаштовувати та активувати віддалено, при цьому знаходячись навіть в іншій країні. Завдяки машинному навчанню та штучному інтелекту розумні будинки тепер можуть розпізнавати форми, звуки та жести, що робить розумний дім набагато комфортнішим. Наявність потужних процесорів полегшує реалізацію набагато складніших і потребуючих процесорів систем розумного будинку.

Якщо розглядати систему Розумного будинку узагальнено, без прив'язки до певних технологій чи засобів, їх структуру можна представити у вигляді трирівневої структури, яка представлена на рис.1.1.

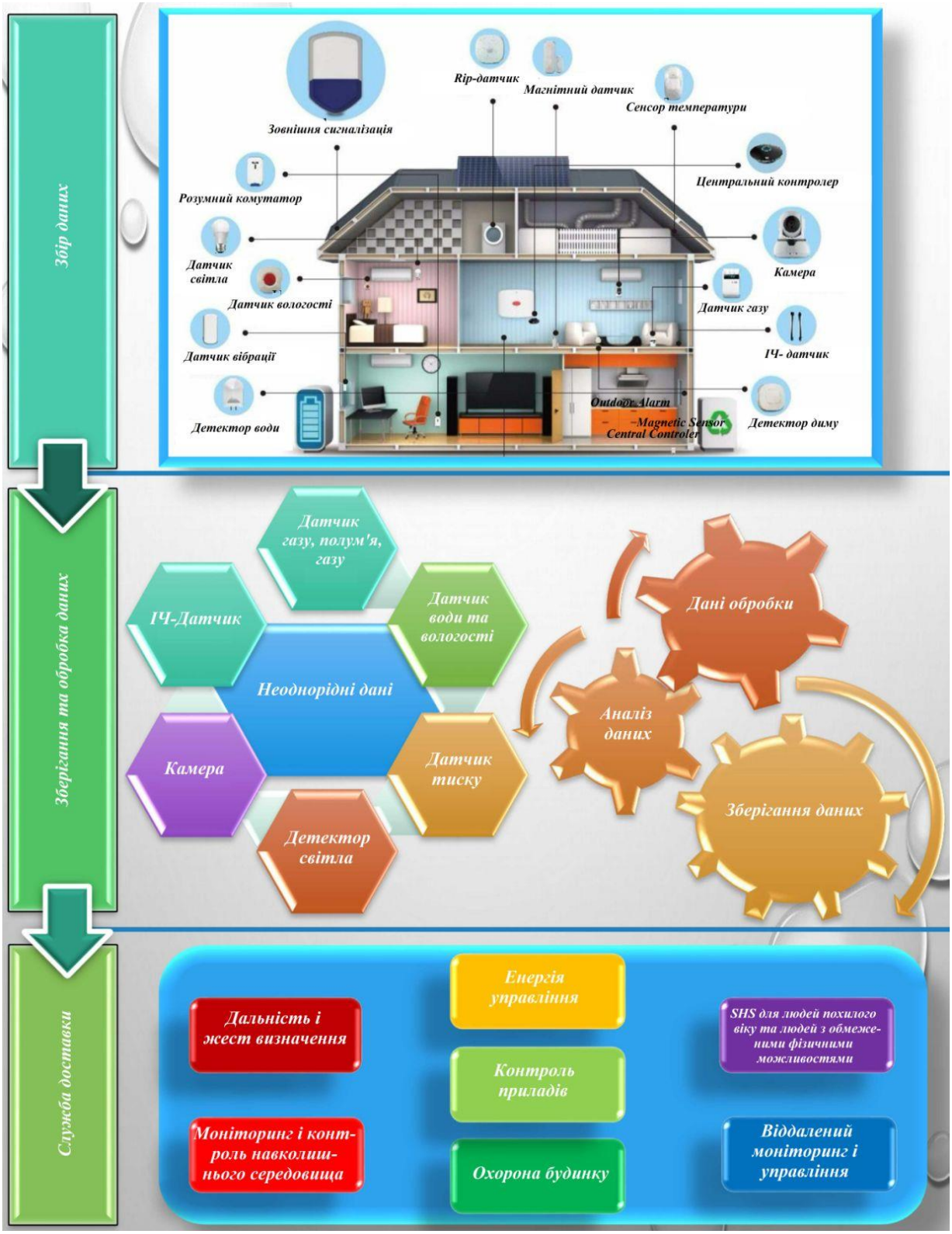


Рисунок 1.1 – система розумного будинку

Можан виділити три підрівні функціонування таких систем:

1. На першому рівні відбувається збір потрібної інформації. Для цього будуть застосовуватися різноманітні датчики (більш детально будуть розглянуті нище), розумна побутова техніка, камери, мікрофони тощо. Зібрана інформація по каналу зв'язку (може бути проводовим чи безпроводовим) надсилається на обробку в головний процесор.

2. Другий рівень відповідає за зберігання та обробку зібраної інформації. За цю функцію в системі відповідає головний процесор. Процесор зберігає та аналізує дані та визначає наступну дію на основі цієї інформації. Він порівнює отримані данні з еталонними і на основі проведеного аналізу надсилає повідомлення користувачу і (якщо це закладено в систему) проводить налаштування обладнання для оптимізації певних показників.

3. Третій рівень – генерування результатів обробленої інформації та надання послуг користувачу на її основі. До таких послуг, наприклад, відносять - домашній комфорт, оповіщення про вторгнення, дистанційне налаштування користувачем температури в приміщенні чи активація побутової техніки. За допомогою машинного навчання можна виконувати голосові команди та використовувати жести для керування технікою, а за допомогою штучного інтелекту можна використовувати канали камери, щоб відрізнити зловмисника від мешканців будинку.

1.2 Аналіз технологічних підходів до побудови систем Розумного будинку

На сьогоднішній день існує цілий ряд технолоічних підходів до побудови систем розумного будинку. Ці підходи буде розглянуто в цьому підрозділі.

Один з найбільш простих і широковикористовуваних підходів – система розумного будинку на базі бездротових сенсорних мереж (БСМ). По своїй суті БСМ являє собою мережу, яка складається з вузлів (оснащених датчиками), які розсіяні у просторі та підключені безпроводовим способом до центрального пристрою. Такі вузли виконують функцію спостереження за визначеними характеристиками навколишнього середовища. На сьогоднішній день розроблено

цілий ряд датчиків, якими оснащено вузли, до яких відносять вимірювальні «екологічні» датчики (вологості, температури, звуку, тиску і т.п.) та датчики «безпеки» (виявлення витоку газу, диму, датчики руху і т.п.). Вузли пов'язані один з одним і можуть спілкуватися один з одним прямо або опосередковано. Зазвичай вони живляться від батарей або інших джерел енергії.

Потім дані, зібрані цими датчиками, передаються на центральний вузол, відомий як базова станція, який збирає та обробляє дані. Потім базова станція може передавати дані на віддалений сервер, який потім можна використовувати для подальшого аналізу та обробки.

БСМ може бути побудована за однією з двох типів архітектур: багаторівнева мережева архітектура та кластерна архітектура.

Бездротова сенсорна мережа була використана разом із мікроконтролером (наприклад Raspberry Pi) для розробки та реалізації структури моніторингу середовища розумного будинку.

Завдяки своїй гнучкості, низькій вартості та масштабованій структурі БСМ здобув виняткову популярність серед розробників систем розумного будинку.

Другий за популярністю підхід – побудова системи розумного будинку на основі технології Internet of Tings (IoT) (Інтернет речей (IoT))— це система взаємопов'язаних обчислювальних пристроїв, датчиків, мікроконтролерів та інших електронних пристроїв, які можна однозначно ідентифікувати, і ці унікальні пристрої можуть обмінюватися даними через Інтернет один з одним, не потребуючи людини чи комп'ютера для взаємодії. Датчики та обчислювальні пристрої повинні бути підключені через Інтернет. Пристрої – це такі об'єкти, як датчики та виконавчі механізми, оснащені телекомунікаційним інтерфейсом, блоком обробки, обмеженою пам'яттю та програмними додатками. Усі ці пристрої можуть отримувати та передавати дані автоматично без втручання людини. У системі IoT з'єднання між вузлами (сенсорним вузлом, обчислювальним вузлом тощо) може бути встановлено проводовим або безпроводовим способом.

Ще один підхід – побудова системи розумного будинку на основі обробки зображень. Обробка зображень у таких системах базується на аналізі даних, які

збираються з камер. На базі цих даних надаються послуги, наприклад управління розумним будинком на базі жестів, чи реалізація системи захисту розумного будинку на основі виявлення об’єктів, функції керування жестами для людей похилого віку. Перераховані послуги реалізуються при умові обробки зображень у реальному час, а це вимагає від мережі високої швидкості передачі даних. Однак, оскільки на камери впливають тіні, спотворення, недостатнє освітлення та інші фактори, система обробки зображень іноді не забезпечує очікуваного результату. Саме тому побудова систем розумного будинку на основі обробки зображен не набула широкого розповсюдження.

На відміну від попередньої технології, технологія побудови розумного будинку на основі мереж мобільного зв'язку, є дуже популярною. Серед стільникових технологій мережа GSM є кращою для зв’язку між побутовою технікою та користувачем завдяки широкому охопленню, що забезпечує досутп до системи в режимі онлайн майже весь час. Ще однією перевагою використання мережі GSM у домашній автоматизації є її інфраструктура високого рівня безпеки, яка забезпечує максимальну надійність, завдяки якій інші люди не можуть контролювати інформацію, що надсилається чи отримується. Служба коротких повідомлень (SMS) є дуже популярною функцією мобільної мережі GSM. Система розумного будинку на базі GSM використовують функцію SMS для надсилання попереджувальних повідомлень на телефон користувача про різні небезпеки, включаючи дим, виток газу та спроби несанкціоновоного проникнення. Крім того, розумну побутову техніку можна контролювати та дистанційно активувати, надсилаючи SMS із телефону користувача.

Наступний технологічний підхід до побудови системи розумного будинк полягає у використання технології Bluetooth. Bluetooth — це метод бездротового зв’язку малого радіусу дії, який дозволяє передавати дані між електронними пристроями, такими як мобільні телефони, комп’ютери та периферійні пристрої, на короткій відстані. Система з розумним домашнім керуванням на основі Bluetooth може керувати побутовою технікою через програму, встановлену на телефоні користувача. Технологія Bluetooth працює без ліцензії, вона доступна на частоті 2,4

ГГц, вона також може з’єднувати цифрові пристрої в діапазоні від 10 до 100 метрів зі швидкістю до 3 Мбіт/с, але це залежить від класу пристрою Bluetooth. Використовуючи систему домашньої автоматизації, керувач може керувати побутовою технікою. Таким чином, багато ручних дій замінюються скороченням людських зусиль і економією часу.

Найновіший підхід – використання нейронних мереж для побудови систем розумного будинку. Нейронна мережа намагається скопіювати функцію людського мозку за допомогою набору алгоритмів і витягує ознаки та фундаментальні зв’язки з колекції даних. Нейронна мережа використовується в системах розумного будинк для інтелектуального прийняття рішень, таких як вилучення інформації, розпізнавання зображень і мови, а також виявлення тексту.

Нечітка логіка поки не знайшла широкого застосування в сситемах розумного будинку, але вже є наукові роботи на цю тематику. Алгоритми нечіткої логіки пропонують застосовувати для визначення комфортних умов перебування в системах розумного будинку. Нечітка логіка — це метод міркування на основі багатозначної логіки, який обчислює дані на основі «ступенів істинності», що суттєво відрізняється від булевої логіки (0 або 1), яку використовують сучасні комп’ютери. Нечітка логіка не має значення абсолютної істини або абсолютної хибності.

1.3 Обладнання, яке використовується для побудови систем розумного будинку

1.3.1 Шлюзи та контролери розумного будинку

Шлюзи дозволяють пристроям автоматизації розумного будинку залишатися взаємопов'язаними. Так само шлюзи є сполучною ланкою між зовнішніми мережами та домотичними пристроями, встановленими в розумному будинку, і полегшують керування домотичними пристроями як віддалено, так і локально.

Шлюзи, що використовуються в розумних будинках, є прикордонними пристроями, які забезпечують доступ між зовнішніми та локальними мережами в будинку. Оскільки різні пристрої домашньої автоматизації, пов'язані з розумним будинком, підключаються до інших мереж або навіть до Інтернету, шлюзи обробляють основний комунікаційний доступ між цими мережами.

Центральним елементом системи розумного будинку є контролер. Він являє собою мініатюрний комп'ютер, який призначений для виконання певної операції, та, як правило, виконаний на одній інтегральній схемі з малооксидним наповнювачем. Мікроконтролер зазвичай складається з одного або кількох центральних процесорів (ЦП), блоків зберігання чи пам’яті та периферійних пристроїв введення/виведення.

У розробці системи розумного будинку мікроконтролери використовуються для широкого діапазону операцій, серед яких керування датчиками, обчислення даних, виконання команд і зберігання інформації. Зробимо короткий огляд контролерів, які на сьогоднішній день представлено на ринку і які знайшли найбільше розповсюдження на практиці для побудови систем розумного будтинку.

Найбільшого розповсюдження набули мікроконтролери Arduino, через свою багатофункціональність, простоту налаштування та невелику вартість. Крім того, ці мікроконтролери мають низький рівень енергоспоживання, що особливо актуально при побудові систем розумного будинку.

Серед всього сімейства плат Arduino найчастіше використовують при побудові систем розумного будинку Arduino Uno, яка базується на мікрочіпі ATmega328P, і Arduino Mega, яка використовує мікрочіп ATmega2560. Мікроконтролери Arduino добре обладнані для керування кількома датчиками та пристроями. Arduino Mega має більше вхідних портів, ніж Arduino Uno, і здатний обробляти більше вхідних даних завдяки своєму кращому мікрочіпу.

Рисунок 1.2 – Мікроконтролери Arduino Uno та Arduino Mega

Не менш популярними є мікроконтролери Raspberry Pi. Raspberry Pi — це невеликий комп’ютер, який може отримувати, зберігати та обчислювати дані, а також може контролювати та контролювати електронні компоненти, такі як датчики та камери. Він славиться низькою ціною, модульністю та відкритим дизайном. Raspberry Pi можна використовувати для виявлення облич і обробки зображень. Він повністю здатний отримувати доступ до Інтернету та контролювати домашнє обладнання через IoT і функціонує як віртуальний помічник. Raspberry Pi також може отримувати команди від користувача через GSM або Інтернет і використовувати їх для керування побутовою технікою. Завдяки своєму малому форм-фактору та високій обчислювальній потужності Raspberry Pi здобув велику популярність у сфері побудови розумних будинків.

Рисунок 1.3 – Мікроконтролер Raspberry Pi

Програмуєма користувачем вентильна матриця (ПКВМ) — це тип плати з інтегральною схемою, яка може бути запрограмована користувачем після виготовлення. ПКВМ побудовані навколо матриці конфігурованих логічних блоків, які з’єднані через програмовані з’єднання. Системи розумного будинку, засновані на платах ПКВМ, набирають популярності серед дослідницького співтовариства завдяки своїй гнучкості та можливості програмування на логічному рівні, що дає платам ПКВМ більшу швидкість обробки. Завдяки їх легко змінним функціональним можливостям плати ПКВМ можна було запрограмувати для виконання різних завдань, таких як керування датчиками та моніторинг безпеки.

Рисунок 1.4 - Програмуєма користувачем вентильна матриця

Сімейство ESP. Для побудови систем розумного будтинку використовують мікроконтролери ESP32/ESP8266. Це серія для домашнього використання, які мають невелику вартість та високі показники енергоефективності. Мікроконтролери ESP набули популярності в основному завдяки вбудованій функції Wi-Fi, яка допомагає створити систему IoT. Також дана серія має вбудований bluetooth. Незважаючи на стару версію, ESP8266 все ще використовується завдяки своїй високій ефективності та можливостям роботи з кількома електронними компонентам. Економічно ефективна система автоматизації розумного будинку з ESP8266 показала, що користувачеві легше підключити новий пристрій до системи, не турбуючись про конфігурацію. Плата ESP8266 ефективно використовується разом із мікроконтролером ATmega16 для проектування та розробки систем розумного будинку на основі Інтернету речей, де система може бездротовим способом контролювати кілька навантажень і контролювати життєво важливі показники навколишнього середовища, такі як температура та вологість.

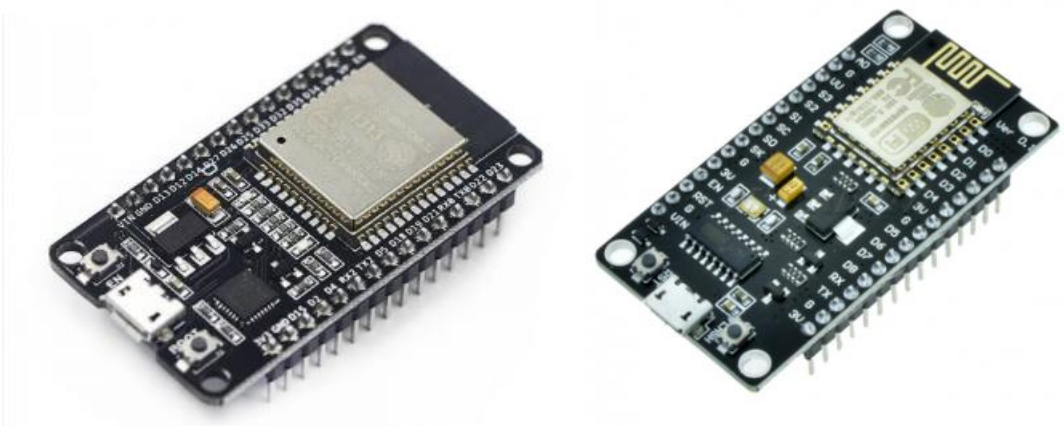


Рисунок 1.5 – Плата ESP32 та ESP8266 відповідно

Програмовані периферійні інтерфейси (ППІ) — це ряд програмованих мікроконтролерів, які можна використовувати для виконання широкого діапазону операцій. ППІ дуже енергоефективні, дешеві та швидкі. У системах розумного будинку ППІ використовуються для різноманітних завдань, включаючи керування приладами, налаштування розумної системи догляду за людьми похилого віку та моніторинг безпеки будинку. Мікроконтролери ППІ використовуються частіше в системах розумного будинку, оскільки вони дуже надійні та менш схильні до несправностей.

LPC — це серія 32-розрядних мікроконтролерів на основі ядра ARM. Ці мікроконтролери надшвидкі, дуже надійні та дешеві. Розумні будинки на основі мікроконтролерів LPC такі ж потужні, як і будь-які інші мікроконтролери. Ці мікроконтролери підходять для багатьох цілей, включаючи домашню автоматизацію, керування приладами, безпеку розумного будинку.

1.3.2 Датчики та приводи розмного будинку

Приводи. Вони, як правило, бувають різних видів і встановлюються по всьому будинку. Виконавчі механізми використовуються для зміни стану домотичних пристроїв і деяких домашніх об'єктів. Наприклад, приводи можуть переривати подачу води та газу, видавати попередження про несправності або

ризики, підвищувати або знижувати температуру від кондиціонерів або регулювати інтенсивність світла від розумних лампочок.

Значну роль у побудові систем розумного будинку відіграють датчики. Вони збирають дані про різні параметри розумного будинку, такі як ризик злому, витоку газу або води, кімнатна температура тощо. Розглянемо основні типи датчиків.

Датчик температури. Їх основне призначення – вимірювання температури у приміщенні, і на основі отриманих показників у подальшому буде здійснено контроль кліматичних приладів, таких як вентилятори, кондиціонери та обігрівачі. Цей тип датчиків представлено у широкому асортименті, але виділяють три найкращіх в своєму роді [5]. Лідером ваважають датчик температури та вологості Temp Stick. Temp Stick вважається висококласним пристроєм Інтернету речей, коли мова йде як про комерційне, так і про житлове обладнання для охолодження та опалення. Він легкий у монтажі, працює у температурному режимі від -40 до 140 градусів по Фарінгейту, піддається програмуванню, надає повний доступ користувачу до всіх типів інформації.

Друге місце - Термометр/гігрометр SensorPush. Це крихітний пистрій який є ідеальним вибором для моніторингу корпусів приладів, вітрин, шаф для зберігання творів мистецтва, футлярів для зберігання інструментів або будь-яких інших надзвичайно чутливих середовищ.

Датчик La Crosse має невелику вартість при цьому високі показники надійності. Він також озброєний новими можливостями, яких немає в інших датчиків. Наприклад, він здатний визначати температуру ґрунту та води, що робить його ідеальним вибором для теплиць і басейнів.

Інфорочервоні датчики (ІЧ). ІЧ-датчик — це електронний пристрій, який здатний виявляти та вимірювати ІЧ-випромінювання в навколишньому середовищі. Основною причиною використання ІЧ-датчиків є виявлення руху та вимірювання температури. Доступні два типи ІЧ-датчиків: активні інфрачервоні датчики та пасивні інфрачервоні (PIR) датчики. Серед цих двох ІЧ-сенсорів найчастіше використовується PIR. Але, цей тип датчиків підходить виключно для

використання їх у приміщеннях, оскільки у відкритому навколишньому середовищі на їх роботу великий вплив має сніг, дощ та інші природні явища.

Рисунок 1.6 - PIR-датчик

PIR-датчик виявляє зміну рівня електромагнітного випромінювання в навколишньому середовищі. Він не випромінює активно ІЧ-випромінювання, як активний ІЧ-датчик. Основним застосуванням PIR є виявлення руху. Коли об’єкт потрапляє в зону дії PIR-датчика, він вимірює різницю в рівнях ІЧ-променів і виявляє об’єкт. В системах розумного будинку такі типи датчиків викорситовують для виявлення прушників і сповіщення про них власника будинку. Також, такі типи датчиків використовують для аналізу рівня активності мешканців приміщення.

Датчик вологості – це електронний пристрій, який вимірює вологість у навколишньому середовищі та перетворює отримані результати у відповідний електричний сигнал. Датчики вологості дуже відрізняються за розміром і функціями; деякі датчики вологості можна знайти в портативних пристроях (таких як смартфони), тоді як інші інтегровані у великі вбудовані системи (наприклад, системи моніторингу якості повітря).

Датчики вологості можна розділити на дві групи, оскільки кожна категорія використовує різні методи обчислення вологості: датчики відносної вологості (RH) і датчики абсолютної вологості (AH). Приклад таких датчиків представлено на рис.1.7. Відносна вологість розраховується шляхом порівняння реальних показників вологості за даної температури з максимальною кількістю вологості

повітря за тієї самої температури. Тому датчики відносної вологості повинні вимірювати температуру, щоб визначити відносну вологість. Навпаки, абсолютна вологість вимірюється без прив’язки до температури. У системах розумого будинку датчики вологості зазвичай використовують для моніторингу рівня вологості в приміщенні, та систем раннього попередження при можливому затопленні.

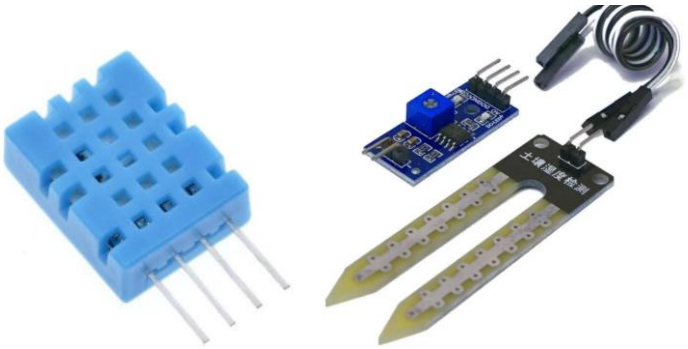


Рисунок 1.7 – Приклад датчиків відносної вологості DHT11 та датчик абсолютної вологості

Як різновид датчиків вологості можна виділити датчики протікання води. Цей тип датчиків значно розширює можливості розумного будинку. Він здатний розпізнати потоп у ванній кімнаті або кухні, і своєчасно відключити водопостачання. Такі датчики встановлюють в приміщеннях де є загроза протікання, розташовуючи їх на стіні на рівні підлоги.

Одним з найважливіших датчиків у будинках де є підклчення газу являється датчик газу. Газові датчики виявляють наявність певних газів у повітрі в їх діапазоні. В основі їх роботи лежить детектор виявлення метану чи інших небезпечних газів, який спрацьовує при концентрації газу в навколишньому повітрі у розмірі 3-4% від вибухонебезпечної.

Рисунок 1.8 – Приклад датчику витоку газу

При спрацьовуванні датчик подає сигнал тривоги на центральний блок управління, гаджет користувача, одночасно з цим включається звукове оповіщення. Багато сучасних моделей можуть самостійно перекривати запірну арматуру в газовій магістралі, перекриваючи витік. [6]

Датчик диму – це електронний пристрій, який виявляє дим поблизу себе та запускає сигналізацію. Датчики диму використовуються як запобіжний захід системи раннього оповіщення. У системах розумного будинку датчики диму, як правило, запрограмовані на спрацьовування сигналу тривоги або надсилання попереджувального сигналу мешканцям будинку через повідомлення GSM або додаток. На ринку широко представлено і моделі датчику диму, які комбіновані з датчиком чадного газу і обладнанні звуковою сиреною сповіщення. Приклад такого датчика пердставлено на рис. 1.9.

Рисунок 1.9 – Датчик диму та чадного газу

Пристрої для розумного будинку, що реагують на відкриті вікна та двері, називають дверними датчиками. Дверний датчик – це пристрій, який виявляє відкриття або закриття дверей і сповіщає про це користувача. Пара електричних роз'ємів виявляє відкриття або закриття шляхом умикання або розриву електричного кола в датчику.

Датчики дверей можуть не тільки виявляти факт несанкційного відкриття, але й здатні надсилати власнику повідомлення у вигляді SMS-розсилки, повідомляти про тривогу співробітників охоронної організації, включати сирену та чергове освітлення. Все залежить від функціоналу обраного датчика. На рис.1.10 представлено приклад датчику дверей.

Рисунок 1.10 – Датчик відкриття дверей

Ці датчики все частіше використовуються в системах розумного будинку для виявлення статусу відкриття та закриття дверей у системах безпеки, у системах

догляду за людьми похилого віку і загального моніторингу активності мешканців будинку.

Ультразвукові датчики ще один розповсюджений тип дитчиків для розумного будинку, принцип якого заснований на випромінюванні та прийомі ультразвукових хвиль. Ці хвилі дозволяють проводити вимірювання відстані до визначених об'єктів, випромінюючи звукові хвилі та приймаючи відбиту звукову хвилю від цього об’єкта, яку датчик перетворює на електронний сигнал. У системах розумного будинку ультразвуковий датчик використовується для реалізації автоматичної дверної системи, моніторингу рівня води та базової автоматизації розумного будинку. Приклад ультразвукових датчиків представлено на рисунку 1.13.

Рисунок 1.13 – Ультрозвукові датчики

Ще одна група датчиків, без яких не обходиться жодна система розумного будинку, це датчики освітленості та температури. Вони забезпечують створення комфортного мікроклімату в приміщенні та своєчасне включення та відключення освітлювальних приладів. Підтримка температурного режиму здійснюється за допомогою вбудованих теплових індикаторів, які передають інформацію на

центральний хаб. Залежно від налаштуваного сценарію, він вмикає або прилади обігріву, або охолодження приміщення. [6]

Для економії електроенергії використовують датчики освітленості та датчики руху (описаний нище). Навіть, якщо господарь приміщення забув вимкнути світло, при досяжності природним освітленням певних показників, система сама вимкне світло. Увечері датчики можуть автоматично запалювати вуличне освітлення на прибудинковій території. Деякі розумні пристрої можуть плавно знижувати силу струму, що подається на світлові прилади, змінюючи рівень яскравості залежно від зовнішнього освітлення.

Рисунок 1.14 – приклад датчику освітлення

Окремим блоком слід розглянути датчики руху та камери, які використовують для побудови системи безпеки розумного будинку.

Датчики руху інтегруються, за допомогою центрального блоку управління, із системою відеоспостереження, активуючи її при появі в полі контролю якогось рухливого об'єкту. При виникненні подібних дій відбувається увімкнення охоронної сигналізації та подача тривожного сигналу на смартфон власника будинку.

Застосування камери або мережі камер стає все більш популярним у конструкціях системи розумного будинку. Розробники систем використовували камеру з різними обчислювальними методами, такими як обробка зображень, машинне навчання, розпізнавання жестів і штучний інтелект для підвищення безпеки та моніторингу розумного дому, виявлення об’єктів, виявлення жестів.

Камери забезпечують надійний спосіб налаштування безпеки для користувачів розумного будинку. Єдиним недоліком використання камери є вартість її встановлення та обслуговування.

2 ДОСЛІДЖЕННЯ МОЖЛИВОСТЕЙ ІНТЕГРАЦІЇ ШІ В СИСТЕМИ РОЗУМНОГО БУДИНКУ

2.1 Аналіз технологічних підходів до побудови розумного будинку на базі штучного інтелекту

Моделі штучного інтелекту зробили значний внесок у корисність і зручність сучасних будинків, і інтелектуальний дизайн будинків за останні роки пройшов довгий шлях. Інтелектуальне автоматичне керування домашнім обладнанням є основною можливістю платформи розумного будинку. Ідеальний розумний будинок повинен мати три основні характеристики:

1. Він може автоматично контролювати домашнє середовище, не заважаючи користувачеві, звільняючи користувача від виснажливої роботи обладнання, тобто «обслуговування без впливу»;

2. Здатність точно прогнозувати та регулювати робочий стан розумних пристроїв у складних домашніх умовах, щоб уникнути неправильної роботи обладнання, тобто «точність обслуговування»;

3. Можливість повністю досліджувати звички користувачів, розуміти потреби користувачів і оптимізувати роботу користувача, тобто «сервісний інтелект».

Технологія розумного будинку збирає та аналізує дані з домашнього середовища. Штучний інтелект описує будь-який пристрій, який сприймає навколишнє середовище та виконує дії, щоб максимально збільшити свої шанси на успішне досягнення своїх цілей.

Ідеальний стан штучного інтелекту — це мислення по-людськи, мислення раціонально, діяння по-людськи та раціонально. Розвиток і швидкі інновації в інженерних технологіях, керованих штучним інтелектом, а також інформаційних і комунікаційних технологіях, призвели до зростаючої тенденції використання ШІ за межами виробництва.

Штучний інтелект (ШІ) визначається як обчислювальна система, яка здатна виконувати завдання, які зазвичай вимагають людського інтелекту, такі як візуальне виявлення об’єктів, розпізнавання мови та прийняття рішень. ШІ часто використовувався дослідниками при побудові систем розмного будинку через його широкий спектр можливостей. Його можуть використовувати для прогнозування поведінки користувачів системи розумного будинку, для виявлення емоцій мешканців, для догляду за літніми людьми. Крім того, розвиток у цій галузі може призвести до створення більш стійких, інтерактивних та комфортних розумних будинків.

Розглянемо можливості застосування машинного навчання для систем розумного будинку.

Машинне навчання — це підрозділ штучного інтелекту, який вивчає шаблони на основі наданих машиною даних, щоб зрозуміти раніше незнайомі дані. Він також має справу з обробкою великої кількості даних для розпізнавання зображень, візерунків і мови. У системах розумного будинку на основі машинного навчання дані, зібрані з розумного будинку, аналізуються та використовуються для прогнозування стану та контролю домашнього обладнання. Системи на основі машинного навчання також можуть контролювати системи безпеки розумних будинків. Використовуючи можливості машинного навчання, можна вивести автоматизацію розумного будинку на наступний рівень. Перерахуємо основні переваги, які надає МН для систем розумного будинку:

1. Персоналізація. Алгоритми машинного навчання можуть з часом вивчати вподобання та звички користувачів, щоб забезпечити персоналізований досвід. Наприклад, домовласник може вказати певні параметри, такі як температура або рівні освітлення, і алгоритм машинного навчання запам’ятає ці параметри та автоматично налаштує налаштування за потреби.

2. Оптимізація автоматизації розумного будинку. Наприклад, алгоритм може дізнатися, коли певні пристрої не використовуються, і відповідно налаштувати налаштування для економії енергії. У майбутньому алгоритми машинного навчання можна навіть використовувати для прогнозування того, коли

знадобляться певні пристрої, і автоматичного налаштування налаштувань відповідно до них.

3. МН здатне зробити будинки більш екологічними. З розвитком технологій зростає й потенціал машинного навчання для підвищення ефективності домашньої автоматизації. Машинне навчання можна використовувати для автоматизації багатьох завдань, пов’язаних із системами домашньої автоматизації, що робить їх ефективнішими та зручнішими, а також зменшити споживання електроенергії.

4. Машинне навчання також можна використовувати для підвищення безпеки систем домашньої автоматизації. Використовуючи алгоритми машинного навчання, системи можуть виявляти потенційні загрози безпеці та вживати превентивних заходів для захисту даних користувача. Це може включати виявлення підозрілої діяльності, наприклад спроби неавторизованого користувача отримати доступ до системи. Моделі МН можна навчити розпізнавати аномальний мережевий трафік і сповіщати користувачів, коли неавторизовані пристрої намагаються отримати доступ до мережі. Крім того, МН можна використовувати для виявлення шкідливого програмного забезпечення та блокування його доступу до мережі.

5. Полегшення керування системою домашньої автоматизації. Систему можна запрограмувати на розпізнавання шаблонів користувача, щоб користувач міг керувати системою за допомогою голосових команд або жестів. Це може забезпечити більш природний та інтуїтивно зрозумілий досвід для користувача. Також зібрана інформація за допомогою методів МН може використовуватися для автоматичного налаштування освітлення, клімат-контролю та інших налаштувань для оптимізації комфорту користувача.

Загалом машинне навчання має потенціал для значного підвищення ефективності систем розумного будинку. Завдяки використанню алгоритмів машинного навчання ці системи можуть бути більш ефективними та безпечними, а також забезпечувати кращий досвід роботи з користувачем. Оскільки ця технологія продовжує розвиватися, її потенціал для вдосконалення систем розумного будинку стає все більш очевидним. Використовуючи можливості машинного навчання,

домовласники можуть насолоджуватися персоналізацією та оптимізацією своїх автоматизованих систем. Це може зробити життя в розумному будинку ще приємнішим, оскільки системи будуть адаптовані до вподобань і потреб користувача. Завдяки машинному навчанню автоматизація розумного будинку готова вступити в нову еру персоналізації та ефективності.

Хоча машинне навчання може надати користувачам систем домашньої автоматизації ряд переваг, воно також має свої обмеження. Наприклад, алгоритми машинного навчання можуть бути складними для впровадження, оскільки для їх ефективної роботи потрібен великий обсяг даних і значна кількість обчислювальної потужності. Крім того, алгоритми машинного навчання часто непрозорі, і їх важко інтерпретувати, що ускладнює розуміння того, як система приймає рішення.

Інша проблема полягає в тому, що моделі машинного навчання необхідно регулярно оновлювати та перенавчати, щоб не відставати від нових даних. Це може вимагати додаткових ресурсів, таких як більше обчислювальної потужності та пам’яті, що може бути дорогим. Крім того, деякі моделі машинного навчання можуть мати труднощі з адаптацією до мінливого середовища, наприклад, коли користувач переїжджає в нове місце або додає нові пристрої в будинок.

Нарешті, алгоритми машинного навчання можуть бути дуже чутливими до змін у середовищі, що робить їх схильними до помилок. Якщо система стикається з новими або неочікуваними даними, вона може бути не в змозі обробити їх належним чином і приймати неправильні рішення. Це може призвести до проблем, таких як виконання неправильних дій або застосування неправильних налаштувань.

Також, актуальним є питання конфіденційності. Оскільки алгоритми машинного навчання стають потужнішими та складнішими, виникають занепокоєння щодо того, як ці дані використовуються та хто має до них доступ. Ось чому для систем розумного будинку важливо мати відповідні протоколи безпеки для захисту даних користувачів.

Незважаючи на ці обмеження, машинне навчання залишається потужним інструментом для розробки систем автоматизації розумного будинку та Інтернету

речей. За належного впровадження та ретельного моніторингу алгоритми машинного навчання можуть надати користувачам більш персоналізований і ефективний досвід.

У сфері штучного інтелекту машинне навчання, особливо методи глибокого навчання, досягли чудових результатів за останні роки. У порівнянні з традиційними технологіями, методи глибокого навчання значно покращили продуктивність розпізнавання мови, розпізнавання зображень і обробки природної мови

Глибоке навчання — це сегмент ширшої групи методів машинного навчання, які базуються на штучному інтелекті. Він імітує людський мозок з обробкою даних, виділенням характеристик і прийняттям рішень.

Глибоке навчання може допомогти в автоматизації розумного дому та зниженні споживання енергії, на його базі може бути побудована система виявлення об’єктів за допомогою обробки зображень. Глибоке навчання також використовувалося в цілях охорони здоров’я в розумних будинках, для контролю фізичного стану її мешканців.

Моделі глибокого навчання застосовувалися послідовно для визначення конкретної дії, виконаної мешканцем будинку в певний час. Довга короткочасна пам'ять (LSTM) була застосована для моделювання тимчасових послідовностей у ситуаціях тривалої залежності. LSTM поєднується з іншими алгоритмами машинного навчання, щоб вивчати, розпізнавати та прогнозувати дії людини, такі як купання, прогулянка, їжа, відпочинок і сон у розумному домі.

2.2 Аналіз можливостей, які надає інтеграція штучного інтелекту в розумні будинки

Інтеграція ШІ в розумні будинки надає користувачам широкий спектр переваг, серед яких є підвищення енергоефективності будівлі, рівня безпеки,

можливостей використання різноманітних розумних пристроїв. Пристрої на основі штучного інтелекту пропонують власникам будинків більший контроль над своїм житловим простором.

Системи розумного дому на основі штучного інтелекту можуть вивчати поведінку та вподобання користувачів, створюючи персоналізовані процедури автоматизації. Ці системи можуть адаптуватися до індивідуальних звичок. За допомогою розумних датчиків штучний інтелект може визначати, які кімнати використовуються, і завчасно регулювати температуру, освітлення та інші параметри навколишнього середовища відповідно. Датчики та інтерфейси на основі штучного інтелекту дозволять домовласникам під'єднуватися до розумних пристроїв та керувати ними.

Голосові помічники дозволяють безперебійно керувати різними пристроями та приладами за допомогою команд природною мовою, роблячи домашню автоматизацію більш доступною та інтуїтивно зрозумілою. До них відносять, наприклад, помічники на основі ШІ, такі як Alexa від Amazon, Google Assistant і Siri від Apple.

Штучний інтелект значно покращив безпеку вдома, автоматизувавши спостереження за допомогою датчиків руху, відеокамер та інших передових технологій. Системи безпеки на основі штучного інтелекту можуть виявляти підозрілі дії, розпізнавати обличчя та надавати надійніші методи автентифікації. Крім того, штучний інтелект може підвищити конфіденційність даних, аналізуючи шаблони користувачів локально, зменшуючи потребу в передачі конфіденційної інформації в хмару. Детектори диму, детектори чадного газу та інші пристрої безпеки на основі штучного інтелекту також можуть допомогти власникам будинків уникнути нещасних випадків і запобігти пошкодженню будинків.

Розумні будинки на основі ШІ є енергоефективними та екологічно чистими. Власники будинків можуть використовувати штучний інтелект для економії енергії, налаштовуючи пристрої на автоматичне вимикання, коли вони не використовуються, використовуючи інтелектуальні термостати разом із автоматичними сонцезахисними шторами для оптимізації споживання енергії та

зменшення споживання води. ШІ допоможе домовласникам заощаджувати гроші, вивчаючи моделі використання енергії та визначаючи області, де використання енергії може бути неефективним. Штучний інтелект може оптимізувати споживання енергії, аналізуючи дані інтелектуальних лічильників, прогнози погоди та моделі заповнюваності. Цей інтелект дозволяє системам розумного дому автоматично налаштовувати термостати, освітлення та інші пристрої для економії енергії та зменшення витрат на комунальні послуги.

Розумні пристрої на основі штучного інтелекту пропонують власникам будинків більший контроль, гнучкість і зручність. Розумні холодильники, наприклад, можуть відстежувати запаси продуктів і терміни придатності, пропонувати рецепти та інформацію про харчову цінність і навіть автоматично замовляти продукти. Пральні машини зі штучним інтелектом можуть регулювати цикли прання залежно від типу одягу, а розумні духовки можуть попередньо нагрівати на основі рецептів та інструкцій з приготування. Штучний інтелект сприяє взаємодії між різними пристроями розумного дому, створюючи єдину екосистему, де пристрої можуть безперебійно спілкуватися та співпрацювати. Ця інтеграція підвищує загальну ефективність і продуктивність розумного будинку.

Штучний інтелект дозволить створити адаптивне навколишнє середовище, регулюючи освітлення, музику та температуру відповідно до настрою чи діяльності мешканців, створюючи більш приємний і комфортний життєвий простір.

Технологія ШІ також сприятиме інтеграції розумного дому з особистим здоров'ям. Відбудеться конвергенція між носієм і датчиками безпеки вдома, що покращить моніторинг особистого здоров'я в житлових приміщеннях. Датчики на основі штучного інтелекту можуть стежити за самопочуттям мешканців, відстежувати діяльність, режим сну та показники здоров'я. Ці дані можна використовувати для надання персоналізованих рекомендацій щодо здоров'я та сповіщення екстрених служб, якщо це необхідно.

ШІ може контролювати пристрої та системи розумного дому, виявляючи аномалії та потенційні проблеми в режимі реального часу. Це прогнозне технічне

обслуговування допомагає запобігти збоям обладнання та покращує загальну надійність продуктів розумного дому.

ШІ також робить розумні будинки більш доступними для людей з обмеженими можливостями або особливими потребами. Наприклад, за допомогою голосових команд голосові помічники на основі штучного інтелекту можуть допомогти людям з проблемами мобільності контролювати свої домівки. Розумні датчики та камери можуть виявляти падіння чи інші нещасні випадки та сповіщати опікунів.

Таблиця 2.1 – Переваги розумних будинків зі ШІ та без

Переваги розумних будинків на основі ШІ	**Переваги розумних будинків без ШІ**
Покращена персоналізація та налаштування	Посилений контроль над окремими пристроями
Підвищена ефективність і зручність	Основні можливості автоматизації
Прогностична поведінка та адаптація	Обмежена прогностична поведінка або її відсутність
Підвищення енергоефективності та економія коштів	Основні особливості енергоменеджменту
Розширені функції безпеки	Основні функції безпеки
Доступність для людей з обмеженими можливостями або особливими потребами	Функції обмеженого доступу

Табл.2.1 висвітлює ключові відмінності між розумними будинками на основі штучного інтелекту та розумними будинками без штучного інтелекту, показуючи, як технологія штучного інтелекту може надавати більш просунуті та інтуїтивно зрозумілі функції, які покращують наше повсякденне життя [3]. Навпаки, розумні будинки без штучного інтелекту пропонують базові функції автоматизації та керування. Коротко підводячи ітог, можна сказати, що переваги персоналізованих розумних будинків на основі штучного інтелекту численні.

1. Підвищений комфорт: розумні пристрої на базі штучного інтелекту можуть вивчати звички та вподобання користувачів, створюючи більш комфортне середовище для життя.

2. Покращена зручність: інтелектуальні пристрої можуть передбачати потреби користувачів і відповідним чином налаштовуватися, роблячи щоденні завдання легшими та ефективнішими.

3. Економія часу: шляхом автоматизації завдань і налаштування налаштувань на основі поведінки користувача розумні будинки на основі штучного інтелекту можуть заощадити час і зменшити потребу в налаштуваннях вручну.

4. Зниження витрат на енергію: розумні будинки можуть оптимізувати використання енергії шляхом автоматичного налаштування систем освітлення, опалення та охолодження на основі поведінки користувачів, що з часом призводить до значної економії коштів.

5. Покращена безпека та безпека: розумні камери безпеки на основі штучного інтелекту можуть виявляти потенційні загрози та сповіщати користувачів у режимі реального часу, забезпечуючи більший спокій.

6. Доступність для людей з обмеженими можливостями або особливими потребами: розумні пристрої з голосовими помічниками можуть допомогти людям з проблемами пересування керувати своїми домівками за допомогою голосових команд. Навпаки, розумні датчики та камери можуть виявляти падіння чи інші нещасні випадки та сповіщати опікунів.

Незважаючи на те, що розумні будинки на основі штучного інтелекту пропонують багато переваг, необхідно вирішити деякі потенційні проблеми та проблеми. Деякі з основних викликів і проблем, пов’язаних із ШІ в розумних будинках, включають:

1. Ризики для конфіденційності та безпеки: розумні будинки збирають і зберігають конфіденційні дані, такі як поведінка та звички користувачів, які можуть бути вразливими до загроз кібербезпеці. Хакери потенційно можуть отримати доступ до цих даних, що призведе до порушень конфіденційності та ризиків для безпеки.

2. Потреба в постійному технічному обслуговуванні та оновленнях: розумні пристрої вимагають регулярного обслуговування та оновлень, щоб

забезпечити належне та безпечне функціонування. Це може зайняти багато часу та коштувати для користувачів.

3. Упередженість і дискримінація: розумні пристрої на базі штучного інтелекту можуть ненавмисно увічнити упередження та дискримінацію, якщо алгоритми не розроблені або навчені належним чином.

4. Відсутність прозорості та контролю користувача: деякі користувачі можуть відчувати себе некомфортно, коли інтелектуальні пристрої зі штучним інтелектом збирають і аналізують їхні дані. Їм може знадобитися більше прозорості та контролю над тим, як використовуються їхні дані.

Індустрія вдосконалює методи шифрування, підвищує прозорість і надає користувачам більше контролю над своїми даними. Наприклад, багато розумних домашніх пристроїв тепер використовують більш просунуті методи шифрування для захисту даних користувачів, а деякі компанії впроваджують більшу прозорість і контроль користувачів над збором і використанням даних. Крім того, розробляються та випускаються оновлення програмного забезпечення та виправлення безпеки, щоб переконатися, що розумні домашні пристрої залишаються безпечними та актуальними.

3 ПОЛІПШЕННЯ ПОКАЗНИКІВ ФУНКЦІОНУВАННЯ РОЗУМНОГО БУДИНКУ ЗА РАХУНОК ВПРОВАДЖЕННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

3.1 Розробка системи енергомоніторингу розумного будинку з використанням алгоритмів машинного навчання

Існує кілька способів використання штучного інтелекту для проектування та оптимізації енергоефективних розумних будівель:

1. Симуляція будівель: програмне забезпечення моделювання будівель на базі штучного інтелекту можна використовувати для моделювання та аналізу енергоспоживання та продуктивності будівлі. Це може включати моделювання

систем опалення, вентиляції, вентиляції та кондиціонування, освітлення та інших енергоспоживаючих систем будівлі, щоб визначити області, де можна підвищити енергоефективність.

2. Прогнозне технічне обслуговування. Прогнозне технічне обслуговування на основі ШІ можна використовувати для виявлення та діагностики проблем з системами будівлі до того, як вони стануть серйозними. Якщо розглядати це питання з точки зору енергоефективності, це може включати моніторинг моделей споживання енергії та виявлення аномалій, які можуть вказувати на проблему з системою.

3. Інтелектуальне керування: інтелектуальне керування на основі штучного інтелекту можна використовувати для оптимізації енергоспоживання будівлі в режимі реального часу. Це може включати коригування рівнів освітлення, температури та інших систем на основі заповнюваності та погодних умов для мінімізації споживання енергії.

4. Проектування будівель. Інструменти проектування будівель на основі ШІ можна використовувати для оптимізації показників будівлі під час процесу проектування. Це може включати використання алгоритмів машинного навчання для оптимізації планування, орієнтації та огородження будівлі, щоб, наприклад мінімізувати споживання енергії.

5. Модернізація будівель: модернізацію будівель за допомогою штучного інтелекту можна використовувати для визначення економічно ефективних варіантів модернізації, які можуть підвищити енергоефективність існуючих будівель. Це може включати аналіз даних про споживання енергії будівлею для визначення областей, де модернізація може мати найбільший вплив на енергозбереження.

Загалом штучний інтелект може бути потужним інструментом для проектування та оптимізації інтелектуальних будівель, надаючи інформацію та рекомендації, які можуть підвищити ефективність будівлі та допомогти визначити найбільш економічно ефективні рішення для зменшення споживання енергії та витрат.

Система машинного навчання «розумного будинку» на основі мережі LSTM (довга короткочасна пам'ять), в основному складається з двох частин, а саме моделі прогнозування та модуля бізнес-логіки. Моделі прогнозування поділяються на еталонні моделі прогнозування та моделі прогнозування домогосподарств. Еталонною моделлю прогнозування є вдосконалена рекурентна модель нейронної мережі на основі LSTM. Вона генерується на основі великої кількості вибіркових даних навчання. Зразкові дані стосуються даних про навколишнє середовище всередині та поза домом і відповідного стану обладнання. Систему машинного навчання потрібно налаштувати для кожної сім'ї на основі еталонної моделі, тобто оновити еталонну модель відповідно до наявних даних сімейного середовища, щоб вона стала прогностичною моделлю для конкретної сім'ї.

На початку створення сімейної моделі прогнозування вона базується на еталонній моделі прогнозування. Після цього система машинного навчання прогнозує відповідне сімейство на основі нових вибіркових даних. Модель оновлено для адаптації прогнозної моделі до характеристик навколишнього середовища родини, тим самим підвищуючи точність прогнозування стану обладнання. На рис.3.1 показано процес прогнозування стану обладнання та оновлення моделі прогнозування системи машинного навчання [7].

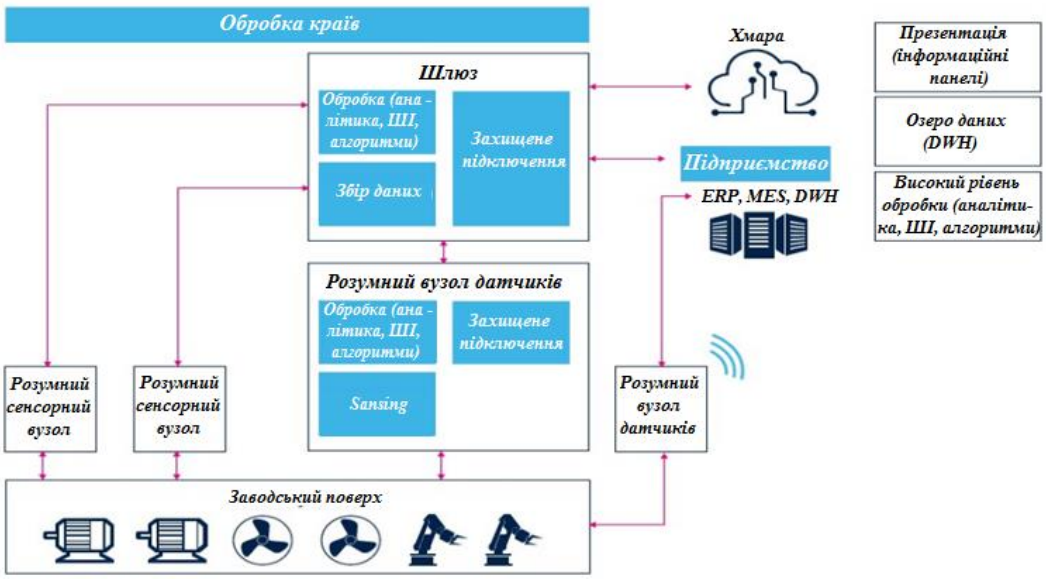


Рисунок 3.1 - Процес прогнозування стану обладнання та оновлення моделі прогнозування системи машинного навчання

Перед входом у систему машинного навчання дані про навколишнє середовище або вибіркові дані нормалізуються та додається атрибут familiy_id, де атрибут familiy_id використовується для визначення домогосподарства, з якого збираються дані. Коли система машинного навчання визначає, що отримані дані є даними навколишнього середовища, модуль виконання прогнозу аналізує дані та оцінює їх цілісність, а потім викликає модель прогнозування відповідного домогосподарства згідно з атрибутом familiy_id, що міститься в даних навколишнього середовища, і приймає екологічні дані як вхідні дані.

Прогностична модель у системі машинного навчання розумного будинку, по суті, є рекурентною моделлю нейронної мережі, заснованою на вдосконаленому LSTM. Рекурсивні нейронні мережі продемонстрували сильну здатність до навчання в багатьох завданнях обробки природного мовлення, особливо здатність добре моделювати дані послідовності та повністю викопувати приховану інформацію в послідовності.

3.1.1 Базові відомості про LSTM

Довга короткочасна пам’ять (LSTM) – це вдосконалена версія рекурентної НМ, яка добре підходить для завдань прогнозування послідовності та фіксації довгострокової залежності. Її застосуваннч підходить для завдань, які мають в своїй структурі послідовності та часові ряди. Головною перевагою LSTM являється її здатність осягнути залежність порядку, що дає змогу вирішувати такі завдання як машинний переклад чи розпізнавання мовлення. [8]

Традиційна рекурентна нейронна мережа має один прихований стан, який буде передано через час, що ускладнює для мережі вивчення довгострокових залежностей. LSTM вирішують цю проблему, вводячи комірку пам’яті, яка є контейнером, який може зберігати інформацію протягом тривалого періоду часу. Мережі LSTM здатні вивчати довготривалі залежності в послідовних даних. LSTM також можна використовувати в поєднанні з іншими архітектурами

нейронних мереж, такими як згорткові нейронні мережі (CNN) для аналізу зображень і відео.

Комірка пам'яті керується трьома воротами: вхідним, забутим і вихідним. Ці показники приймають рішення щодо додавання інформації до комірки пам’яті, видалення інформації з неї та її виведення. Для контролю того, яку інформацію додавати використовують вхідний вентиль. Для контролю видалення інформації використовують ворота забуття. І останній (вихідний вентиль) контролює, яка інформація виводиться з комірки пам’яті. Це дозволяє мережам LSTM вибірково зберігати або відкидати інформацію під час її передачі через мережу, тим самим забезпечуючи можливість вивчення довгострокових залежностей.

LSTM можна стекувати для створення глибоких мереж LSTM, що забезпечує вивчення набагато складніших шаблонів послідовних даних. При такому об'єднанні кожен з рівнів LSTM фіксує різні рівні абстракції та часові залежності у даних що надходять.

Архітектура LSTM являє собою ланцюг, який складається з чотирьох нейронних мереж та різних блоків пам’яті, які мають назву **комірка**.

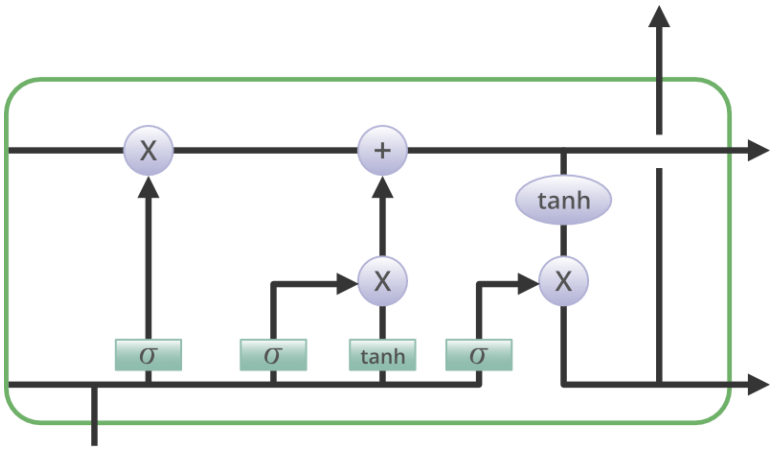


Рисунок 3.2 – Архітектура LSTM

Ту інформацію, яку система буде вважати вже не корисною, видалить шлюз забуття. Два входи x_t (вхід у певний час) і h_{t-1} (попередній вихід комірки) будуть подані на вентиль і множаться на матриці вагів з наступним додаванням зсуву. Через використання функції активності (дає двійковий вихід). Якщо стан комірки на виведенні буде рівним 0, це означатиме, що частина інформації буде

забута. Для виходу 1 інформація буде збережена і може бути використана у майбутньому. Рівняння для воріт забуття таке:

$$f_t = (W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \tag{3.1}$$

де:

- W_f - представлення вагової матриці, яка пов'язана з воротами забуття.
- $[h_{t-1}, x_t]$ - конкатенація поточного введення та попереднього прихованого стану.
- b_f — зміщення із забутим гейтом.
- σ – сигмоїдна функція активації.

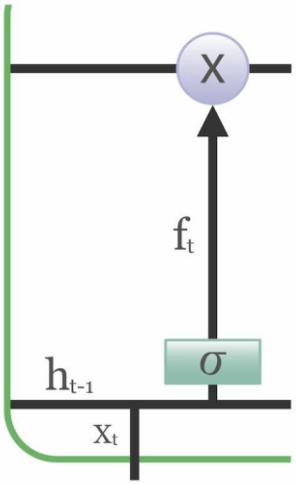


Рисунок 3.3 – Шлюз забуття

Вхідний вентель забезпечує додавання корисної інформації до поточного стану комірки. При цьому інформація буде регулюватися за допомогою сигмоїдної функції та фільтруватиме значення (яке буде запам'ятовуватися) за допомогою входів h_{t-1} та x_t. *Наступний крок – використовуючи функції tanh* буде створено вектор, який дає результат від -1 до +1, і буде містити всі можливі значення з h_{t-1} та x_t. Щоб отримати корисну інформацію значення вектора буде помножено із регульованими значеннями. Рівняння для вхідного вентиля гаступне:

$$i_t = (W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i)$$

$$\hat{C}_t = tanh(W_c[h_{t-1}, x_t] + b_c) \tag{3.2}$$

Множеться попередній стан на f_t, при цьому та інформація, яку вирішили до цього ігнорувати не буде враховано. Наступним кроком включається $i_t * C_t$. Це оновлені значення кандидатів, які було скореговано на суму, яку убло обрано для оновлення кожного значення стану.

$$C_t = f_t C_{t-1} + i_t \hat{C}_t \tag{3.3}$$

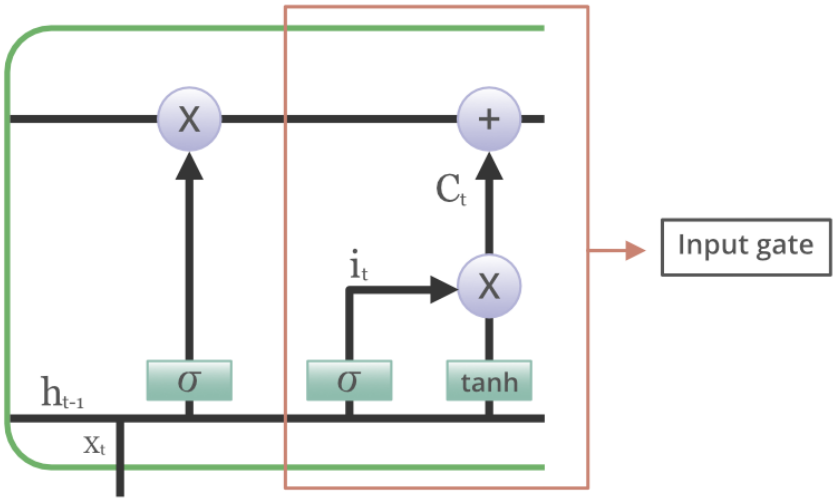


Рисунок 3.4 – Вхідний вентель

де

- $\odot$ - символ поелементного множення
- tanh — функція активації tanh

Вихідний вентиль (або вихідні ворота) виконують функцію вилучення корисної інформації з поточного стану комірки, з метою представлення як виведення. Першочергово відбувається генерація вектора через застосування функції tanh до комірки. Потім відбувається регулювання за допомогою сигмоїдної функції та подальша її фільтрація за значеннями, які запам'ятовуються,

за допомогою входів h_{t-1} і x_t. І останній крок – множення значення вектора та регульованих значень для надсилання як вхідних та вихідних даних до наступної комірки.

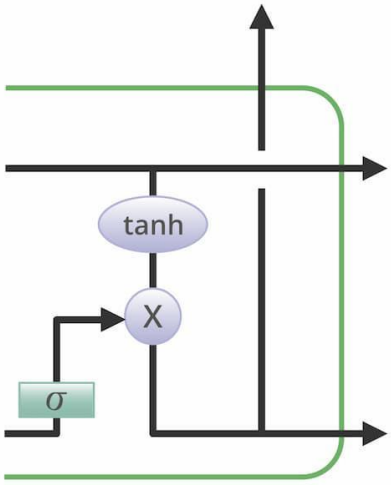


Рисунок 3.5 – вихідні ворота

3.1.2 Запропоноване рішення

У запропонованому варіанті LSTM вхід шару «забутих воріт» складається з трьох векторів, це стан C_{t-1} «комірки пам’яті» в попередній момент часу, вихід H_{t-1} «комірки пам’яті» в попередній момент часу, і введення X_t «комірки пам'яті» в поточний час. Використання W_f, b_f, f_t для позначення ваги, зміщення та вихідного вектора рівня нейронної мережі сігма "забутих воріт". Функція активації сігма показана в рівнянні (3.4):

$$\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \tag{3.4}$$

Тоді вихідний вектор шару нейронної мережі «забутих воріт» показаний у формулі (3.5):

$$f_t = \sigma\left(W_f \cdot [C_{t-1}, H_{t-1}, X_t] + b_f\right) \tag{3.5}$$

Позначимо C_t' вектор, у який нова інформація буде введена в «комірку пам’яті», яка є виходом рівня нейронної мережі Tanh, і w_c,b_c відповідно позначимо

вагу та зміщення рівня нейронної мережі Tanh. Функція активації Tanh показана в рівнянні (3.6):

$$\tanh(x) = \frac{1 - e^{-2x}}{1 + e^{-2x}} \tag{3.6}$$

Тоді вираз $C_t^{'}$ буде таким, як показано у формулі (3.7):

$$C_t' = \tanh(W_c[H_{t-1}, X_t] + b_c) \tag{3.7}$$

Використовуйте C_t для представлення вектора стану «комірки пам’яті» в поточний момент, тоді як показано у формулі (3.8):

$$C_t = f_t C_{t-1} + (1 - f_t) C_t' \tag{3.8}$$

Рівень «вихідні ворота» додає «глазок». Вхідним вектором цього «глазка» є стан після оновлення «комірки пам'яті». Отже, вхід шару «output gate» складається з трьох компонентів, які є поточним моментом. Стан C_t «комірки пам'яті», вихід H_{t-1} «комірки пам'яті» в попередній момент і введення X_t «комірки пам'яті» в поточний момент. Використовуйте w_0, b_0 для представлення ваги та зміщення рівня сигмоподібної нейронної мережі «вихідний затвор», тоді поточний «Вираз вихідного вектора H_t «комірки пам’яті» показаний у формулі (3.9):

$$H_t = \sigma(W_0[C_t, H_{t-1}, X_t] + b_0) \tag{3.9}$$

Апаратне забезпечення рішення

Локальний кінець системи будує домашню внутрішню мережу керування через WI-FI та бездротовий маршрутизатор і використовує шлюз як головний кінець керування. У той же час шлюз спілкується з хмарою через Інтернет і виконує такі операції, як зберігання та машинне навчання в хмарі. Користувачі можуть контролювати домашню обстановку та керувати обладнанням за допомогою розумних терміналів, таких як мобільні телефони та хмара. Загальна структура системи показана на рис.3.6.

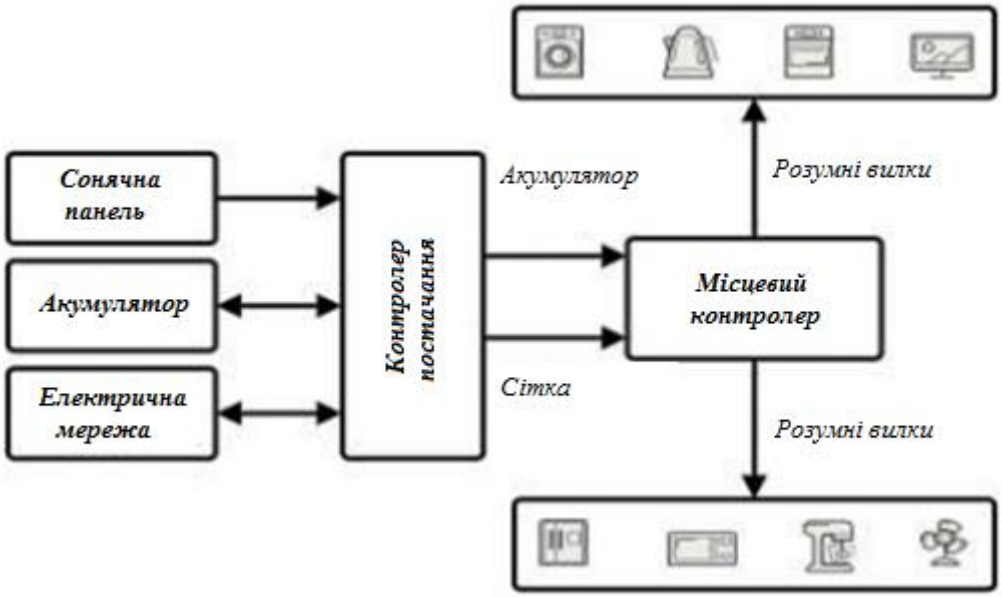


Рисунок 3.6 - Загальна структура системи інтелектуального та енергетичного моніторингу.

Дизайн апаратного забезпечення шлюзу. Шлюз функціонує як концентратор і контроль. Зовнішня підключена до хмари через Інтернет, а внутрішня спілкується з точкою через модуль WI-FI, що працює в режимі AP. По-друге, шлюз зберігає деяку конфігураційну інформацію та інформацію про дані через флеш-пам’ять.

Дизайн апаратного вузла. Оскільки вузол повинен спілкуватися зі шлюзом, використовується модуль бездротового зв’язку WI-FI, що працює в режимі STA. Крім того, вузли поділяються на два типи: контрольні та сенсорні. Серед них вузол керування забезпечує керування електричним обладнанням за допомогою таких сигналів, як ШІМ та SPI, а вузол датчика отримує дані датчиків через відповідний протокол зв’язку. У той же час РК-дисплей використовується для відображення деякої інформації, пов’язаної з пристроєм, а інформація про конфігурацію зберігається в пам’яті EEPROM.

Дизайн програмного забезпечення

З точки зору мобільних клієнтів, враховуючи широке розповсюдження та простоту використання платформи Android, ця система використовує платформу Android як платформу розробки мобільного клієнта та керує побутовою технікою та відеозйомкою на вулиці через платформу Android, яка є зручно для користувачів,

щоб будь-коли та будь-де керувати побутовою технікою та переглядати зовнішнє відео.

Програмне забезпечення центральної підсистеми управління. Центральна підсистема управління є ядром усієї інтелектуальної системи управління. Вона розділена на дві частини: центральний контролер інтелектуальної системи та мобільний клієнт. Робочий процес програмного забезпечення показано на рис. 3.7:

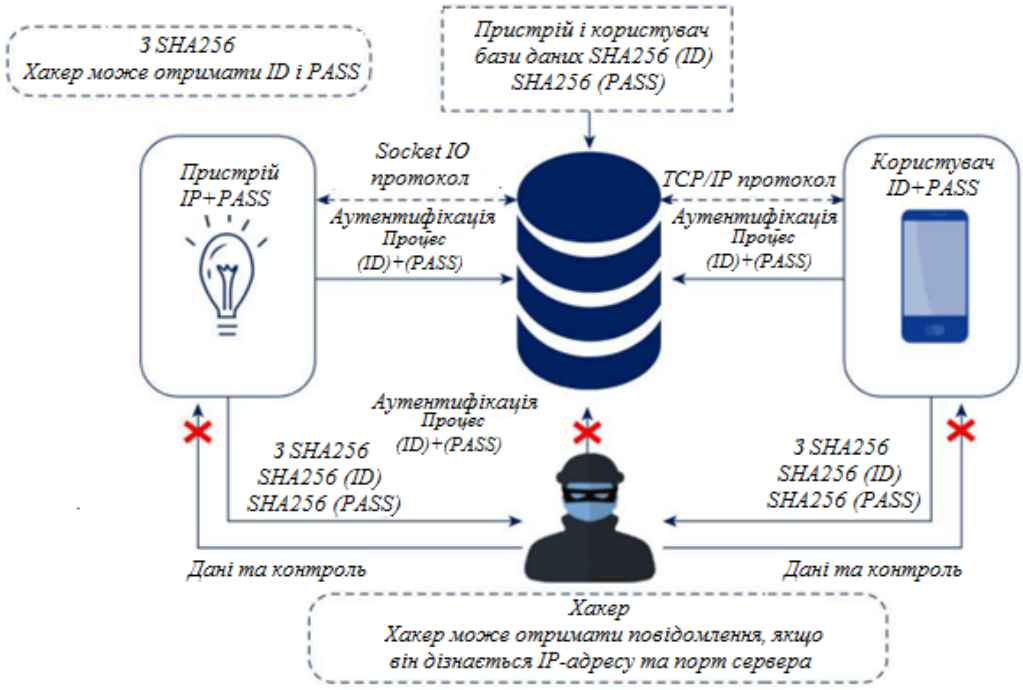


Рисунок 3.7- Блок-схема програмного забезпечення центральної підсистеми управління

У інтелектуальному центральному контролері система повинна спочатку ініціалізувати два послідовних порти зв’язку за допомогою функції System Net lnit (), встановити відповідний номер порту, швидкість передачі даних, біт даних, стоп-біт і біт парності та інші параметри та відкрити послідовний порт. порт, якщо lint його не можна відкрити, необхідно створити виняток. Якщо його вдалося відкрити, прочитайте інформацію датчика з одного послідовного порту та зчитайте з іншого послідовного порту 121: По-друге, система ініціалізує мережевий порт, який потрібно контролювати, за допомогою функції System Net lnit (), інтелектуальний центральний контролер діє як сервер, приймає з’єднання мобільного клієнта та дані

відповідного інтелектуального вузла та записує їх. Крім того, самим центральним контролером також може керувати користувач. За допомогою роботи екрану дисплея можна ввімкнути відповідну підсистему для задоволення вимог системи.

Програмне забезпечення підсистеми керування побутовою технікою. Для керування побутовими приладами також використовується метод, керований командою 0x05 у стандартному протоколі Modbus-RTU, щоб примусово ввімкнути або вимкнути реле. Команда 0x01 використовується для зчитування стану вихідної котушки та підтримки її синхронізації з центральною підсистемою керування. Робочий процес підсистеми керування побутовою технікою показаний на рис.3.8:

Проектування програмного забезпечення підсистеми безпеки будинку. У підсистемі безпеки будинку необхідно стежити за відеоситуацією та можливим виникненням пожежі та вчасно подавати цю новину користувачеві. Для попередження про пожежу, коли підсистема домашньої безпеки вирішує, що концентрація диму в приміщенні занадто висока, вона спочатку видасть звуковий сигнал, вищий за 85 дБ. Якщо з нею не впоратися вчасно, вона повідомить про ненормальну ситуацію в центральну підсистему управління, а потім центральна підсистема управління повідомить користувачам про можливі випадки пожежі.

Для відеоспостереження підсистема домашньої безпеки повинна реалізувати доступ до відеоспостереження та функції моніторингу на вбудованому ПК та клієнтах Android відповідно. Оскільки форматом кодування відео є формат MJPEG, його потрібно декодувати під час відтворення відео. Враховуючи велику ємність відео у форматі MJPEG, його необхідно стиснути. Щоб забезпечити постійне попередження про пожежу в приміщенні, для перевірки пожежної ситуації використовується метод запиту. Після виявлення пожежі негайно подається звуковий сигнал. Якщо формат отриманого кадру даних відповідає стандарту Modbus-RTU і одночасно передано контрольний код CRC, системна шина поверне кадр даних до центральної підсистеми керування, а центральна підсистема управління повідомить користувача і видасть тривогу.

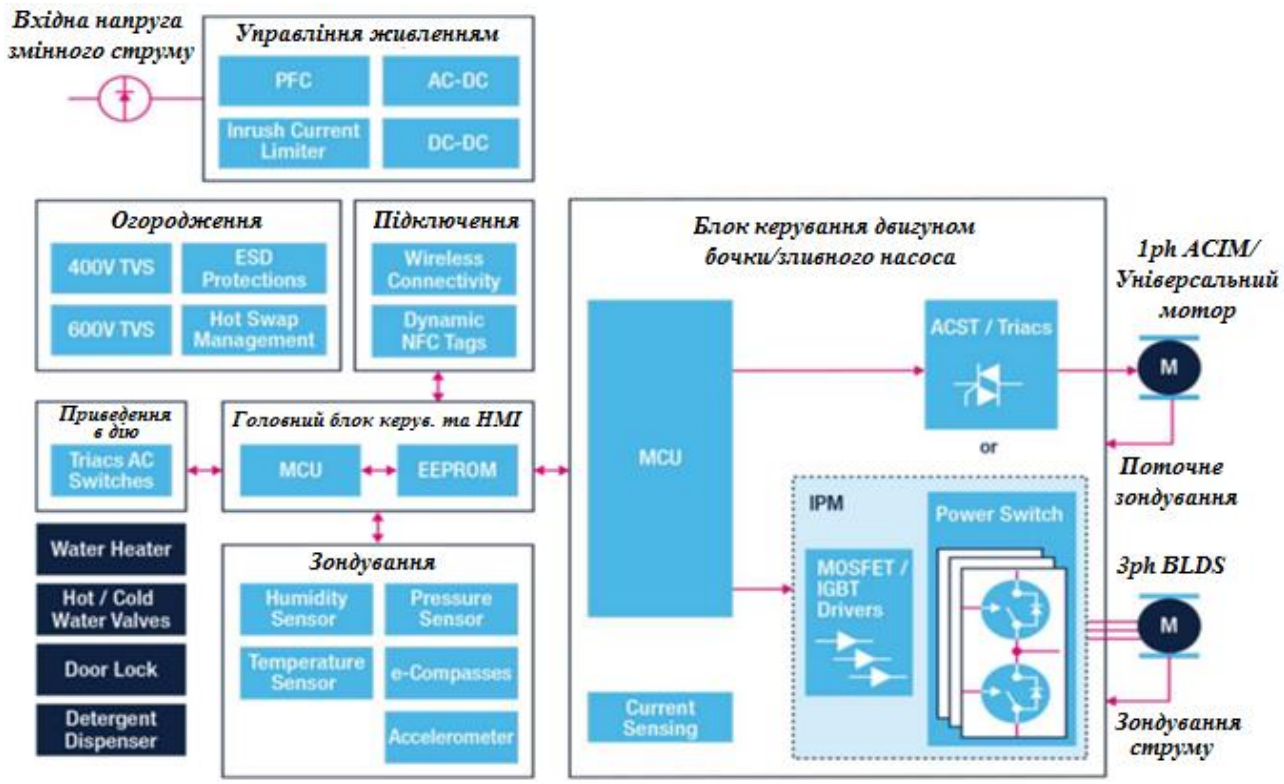


Рисунок 3.8 - Блок-схема програмного забезпечення підсистеми керування побутовою технікою

В цьому розділі представлено можливість вводу хмарні обчислення та машинного навчання в систему розумного будинку для реалізації функції незалежного навчання та контролю. Згідно з аналізом випадку, ця схема може досягти відносно високого рівня точності, що компенсує недоліки традиційного розумного будинку з точки зору гуманізації.

3.2 Розробка системи автоматизації розумного будинку для контролю та моніторингу побутових приладів та умов навколишнього середовища

Безпека життя та власності дуже важлива для підвищення якості життя. На сьогоднішній день розроблено цілий ряд систем домашньої автоматизації для моніторингу рухів у домі та повідомлення про це користувачеві. Існуючі системи

домашньої автоматизації виявляють рух і забезпечують спостереження для безпеки будинку. Однак основна проблема – сповіщення про всі рухи біля будівлі чи фальшиві сповіщення. Тому актуальним є питання розробки системи, яка буде реагувати лише на незнайому особу та повідомляти про це користувача розумного будинку.

У цьому підрозділі описано інтелектуальну систему домашньої автоматизації для керування побутовою технікою, моніторингу факторів навколишнього середовища та виявлення руху в будинку та його околицях. Пропонується модель глибокого навчання для розпізнавання та класифікації руху на основі виявлених патернів руху. Використовуючи модель глибокого навчання, пропонується алгоритм для вдосконалення системи автоматизації розумного будинку для виявлення зловмисників і запобігання виникненню помилкових тривог. Людина, виявлена камерою спостереження, класифікується як зловмисник або мешканець будинку на основі його способу ходьби.

Для реалізації подібної системи необхідно наступне обладнання: камери спостереження ESP32, PIR датчик руху, мікроконтролера ESP8266, чотириканального релейного модуля 5 В, датчика температури та вологості DHT11. [9]

Виміряні умови навколишнього середовища були оцінені за допомогою математичної моделі для часу відгуку, щоб ефективно продемонструвати точність датчика DHT для моніторингу погоди та прогнозування. Експериментальний аналіз патернів руху людини було виконано за допомогою моделі CNN, щоб оцінити класифікацію для виявлення людей.

За допомогою моделі CNN зображення, зроблені камерою спостереження, можна обробляти на основі області інтересу для виявлення. Інтелектуальне виявлення на основі моделі глибокого навчання може покращити систему автоматизації розумного дому, щоб класифікувати виявлені рухи на мешканців будинку чи зловмисників перед тим, як надсилати користувачеві тривогу. Така ефективна система домашньої автоматизації зменшує стрес, втрату основних зручностей, таких як електрика та вода, і покращує якість життя.

Пропонується недорога система автоматизації розумного будинку в режимі реального часу на базі хмарних технологій на основі мобільного додатку Android.

Щоб підвищити безпеку в середовищі автоматизації розумного дому та зробити суттєвий внесок у дослідження, пропонується модель глибокого навчання (CNN) для класифікації шаблонів пересування людей як механізм безпеки для ідентифікації та класифікації людей. Запропонована класифікація моделей пересування призначена для розрізнення звичайних мешканців будинку та зловмисників за наступним алгоритмом:

1. Попередньо відбувається запис шаблону руху мешканців будинку.

2. При виявленні руху система порівнює шаблон цього руху з вже записаними.

3. Відбувається класифікація виявленого руху як мешканця будинку чи ні.

4. Якщо виявлений шаблон руху не належить мешканцю будинку буде відправлятися тривожне повідомлення користувачам системи.

Цей підхід спрямований на подолання таких проблем, як помилкове виявлення через використання масок і спотворення через погоду чи освітлення. Управління будинком здійснюється за допомогою смартфона Android, а всі умови будинку можна переглянути в графічному інтерфейсі програми для автоматизації розумного дому. При цьому мобільний додаток використовує платформу як службу для зберігання в реальному часі даних, згенерованих датчиками, і відображає графічні результати показників.

Система має три основні модулі: сторона користувача, домашнє середовище та серверна частина, яка містить модуль бази даних для зберігання даних, згенерованих з пристроїв у домі, та інтелектуальний модуль для забезпечення безпеки в домі. Користувач бездротово взаємодіє з домашнім середовищем через Інтернет за допомогою Wi-Fi. Домашнє середовище складається з датчиків, детекторів, побутової техніки, камери спостереження та шлюзу зв’язку.

Плата мікроконтролера відповідає за надання послуг, що видаються через команду з телефону користувача, у домашнє середовище. База даних у реальному часі, розміщена в хмарі, використовується для зберігання даних, створених

пристроями та датчиками в домі. Послуги, які надають платформи хмарних обчислень, доповнюють систему автоматизації розумного будинку. Таким чином, дані, отримані з інтелектуального домашнього середовища, повинні зберігатися, щоб знати продуктивність встановлених пристроїв, особливо датчиків. Принцип роботи описано на блок-схемі рис.3.9.

На стороні користувача система контролю та моніторингу будинку відбувається через графічний інтерфейс смартфона на базі Android. На цьому кінці відбувається взаємодія між користувачем і домом. Завдяки додатку для Android користувачі можуть легко переглядати умови навколишнього середовища (температуру та вологість) у режимі реального часу, змінювати статус приладу (увімкнено чи вимкнено), здійснювати пряму трансляцію відеоспостереження за домом та виконувати інші завдання за бажанням.

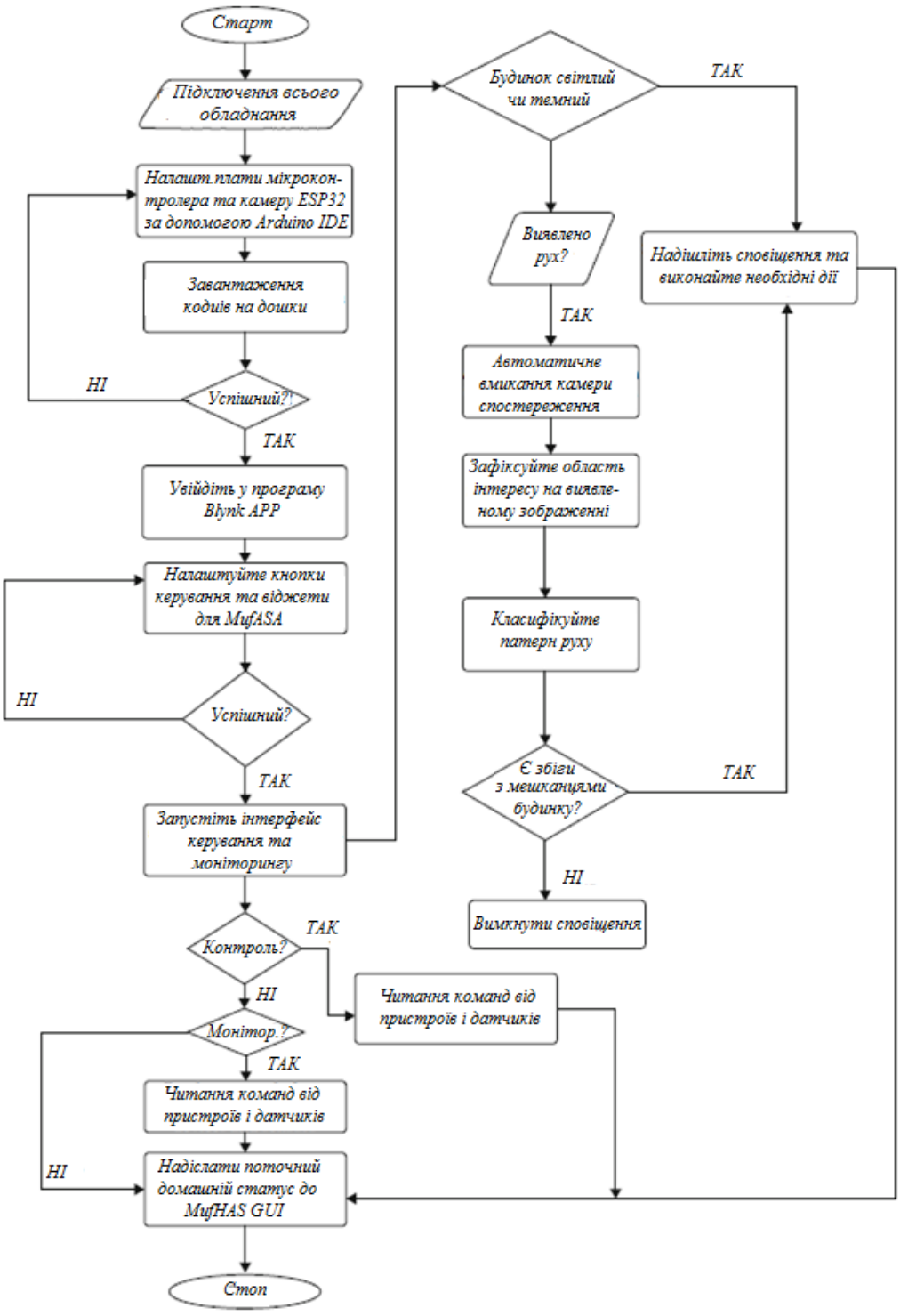


Рисунок 3.9 – Блок-схема роботи розумного будинку

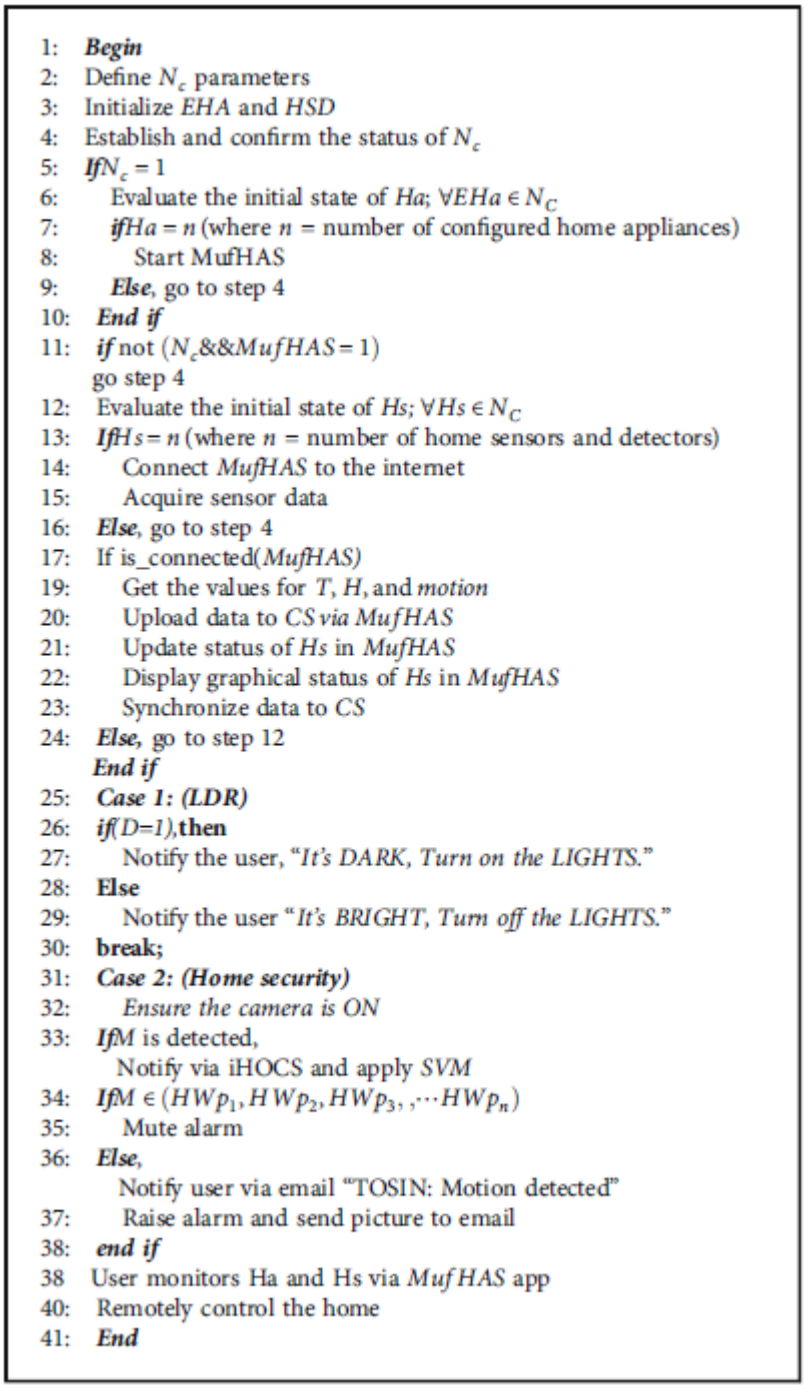
Завдяки платформі хмарних обчислень, інтегрованій у мобільний додаток, користувачі можуть переглядати графічну діаграму датчиків у домашніх умовах. Дані, отримані датчиками, також зберігаються в хмарі для подальшого використання. Зв’язок між користувачем і домашнім середовищем здійснюється

через Інтернет. Управління будинком здійснюється через мобільний додаток. Проте відеоспостереження можна транслювати з ноутбуків, планшетів або настільних комп'ютерів.

Домашнє середовище складається з розумної побутової техніки, датчиків, модуля Wi-Fi і камери спостереження. В межах даного проекту пропонується встановлення датчиків температури та вологості, датчика руху та камери. Побутова техніка, пристрої та датчики підключені до мікроконтролера для зв'язку між собою та зовнішнім середовищем через бездротову мережу. ESP8266 функціонує як мікроконтролер і модуль Wi-Fi. Використовувані протоколи зв'язку: Wi-Fi, один із основних робочих стандартів для технології домашньої автоматизації, TCP/IP і HTTPS/IP. Модуль камери ESP32 пов'язаний із платою Arduino, оскільки йому потрібен власний мікроконтролер для належної роботи та живлення. Плата камери ESP32 має вбудований чіп Wi-Fi для бездротового підключення. ESP32 і ESP8266 підключені до однієї мережі для безперебійного зв'язку.

Сервер складається з інтелектуального модуля, який стежить за безпекою будинку і платформа хмарних обчислень для зберігання. Домашня безпека покращена за допомогою моделі глибокого навчання (CNN) для виявлення, класифікації та сповіщення користувача про наявність людини чи інших предметів навколо оселі. Модель глибокого навчання класифікує виявлений об'єкт як звичайного мешканця будинку або зловмисника на основі моделі руху.

На основі інтелектуальної класифікації виявленого об'єкта користувачеві надсилається сповіщення про необхідні дії. Етапи підключення, зв'язку, роботи та послуг розумного будинку представлені в алгоритмі на рис.3.10.



1: **Begin**
2: Define N_c parameters
3: Initialize *EHA* and *HSD*
4: Establish and confirm the status of N_c
5: **If** $N_c = 1$
6: Evaluate the initial state of *Ha*; $\forall EHa \in N_C$
7: **if** $Ha = n$ (where n = number of configured home appliances)
8: Start MufHAS
9: **Else**, go to step 4
10: **End if**
11: **if** not $(N_c \&\& MufHAS = 1)$
go step 4
12: Evaluate the initial state of *Hs*; $\forall Hs \in N_C$
13: **If** $Hs = n$ (where n = number of home sensors and detectors)
14: Connect *MufHAS* to the internet
15: Acquire sensor data
16: **Else**, go to step 4
17: If is_connected(*MufHAS*)
19: Get the values for *T*, *H*, and *motion*
20: Upload data to *CS via MufHAS*
21: Update status of *Hs* in *MufHAS*
22: Display graphical status of *Hs* in *MufHAS*
23: Synchronize data to *CS*
24: **Else**, go to step 12
End if
25: ***Case 1: (LDR)***
26: **if**(*D=1*),**then**
27: Notify the user, "*It's DARK, Turn on the LIGHTS.*"
28: **Else**
29: Notify the user "*It's BRIGHT, Turn off the LIGHTS.*"
30: **break;**
31: ***Case 2: (Home security)***
32: *Ensure the camera is ON*
33: **If** *M* is detected,
Notify via iHOCS and apply *SVM*
34: **If** $M \in (HWp_1, HWp_2, HWp_3, , \cdots HWp_n)$
35: Mute alarm
36: **Else**,
Notify user via email "TOSIN: Motion detected"
37: Raise alarm and send picture to email
38: **end if**
38 User monitors Ha and Hs via *MufHAS* app
40: Remotely control the home
41: **End**

Рисунок 3.10 - Алгоритм розумного будинку (контроль будинку, моніторинг і безпека)

Користувач керує будинком через Інтернет поза домом і віддалено, перебуваючи вдома. Цей конструктивний аспект дозволяє системі працювати в подвійному режимі (дистанційне та глобальне керування). Побутова техніка,

врахована в конструкції нашої системи, це лампочки, кондиціонери, розетки, вентилятори, обігрівачі, телевізори, холодильники та вимикачі. Управління будинком здійснюється через мобільний додаток Android.

Датчики встановлюються в будинку для вимірювання стану навколишнього середовища в будинку. DHT11 – це датчик, який охоплює ширший діапазон температури та вологості. Згідно з проектом, якщо температура в будинку вища за бажаний рівень, автоматично вмикається вентилятор, а якщо температура нижча за бажаний рівень, вмикається обігрівач. Для покращення здорового способу життя розглядаються датчики диму та пожежі, датчики чадного газу, датчики газу та датчики якості повітря. Чадний газ не має запаху і кольору; тому його називають тихим вбивцею. Детектор чадного газу вимірює рівень чадного газу в домашніх умовах. Якщо виявлено вищу концентрацію, користувачеві надсилається попередження через мобільний додаток, щоб запобігти вдиханню отрути, яка може завдати шкоди системі організму. Розроблена система забезпечує не лише зручність, але й покращення здорового способу життя.

Безпека будинку від проникнення має велике значення. Завдяки встановленню дверних і віконних датчиків користувачі можуть захистити будинок від злому. Розумний будинок має встановлені датчики для виявлення руху вдома.

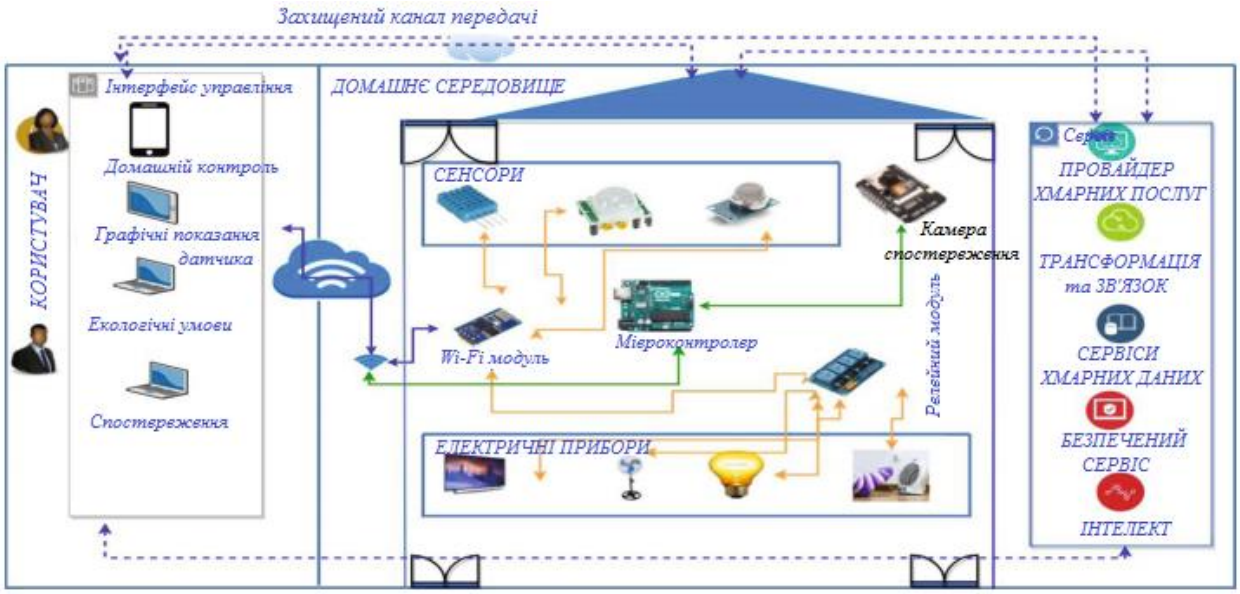


Рисунок 3.11 – Архітектура розумного будинку

Камера IoT служить камерою спостереження для захоплення зловмисників перед тим, як повідомити користувача, щоб покращити безпеку будинку. Користувач отримує сповіщення про вихід з дому, а двері або вікна розблоковуються. Система виконує інтелектуальну перевірку за допомогою моделі CNN шляхом перехресної перевірки виявленого руху з попередньо визначеними рухами в базі даних. Якщо це рухи мешканців будинку, система не подає тривогу. В іншому випадку користувачеві буде надіслано сповіщення із зробленим зображенням. Датчик PIR має чутливість тригера з регульованою тривалістю сигналу тригера, що дозволяє користувачеві встановити бажану чутливість тригера. Розпізнавання руху та візерунок можуть допомогти ідентифікувати підозрілі та зловмисні дії, таким чином запобігаючи вторгненню.

Домашня безпека на основі глибокого навчання.

Завдяки розпізнаванню та виявленню руху середовище розумного дому можна захистити від зловмисників, мінімізуючи кількість помилкових тривог від системи. Представлена модуль домашньої безпеки забезпечує можливість розпізнавання, класифікації та виявлення рухів.

Моделі рухів людини можуть однозначно ідентифікувати людину, оскільки моделі ходьби відрізняються у кожної особи. Датчики IoT широко використовуються для збору даних із навколишнього середовища. Детектори руху, датчики та камери використовуються для збору інформації про рух і активність людини. Таким чином, біометрична верифікація людей можлива за моделями їх руху.

Таким чином, безпеку для мешканців розумних будинків можна забезпечити за допомогою датчиків руху та камер спостереження. Система безпеки на базі розпізнавання руху більш чітка та доступна, в порівнянні з біометричними засобами ідентифікації.

Описана модуль безпеки системи виконує операції, фіксуючи рухи в домі та порівнюючи їх із попередньо визначеними шаблонами руху (мешканців будинку) перед тим, як подавати тривогу.

CNN — це мережа згорткових рівнів і рівнів об'єднання для вилучення основних функцій із вхідних даних для отримання бажаного результату. Математичне визначення для класифікації зображень моделі CNN, представленої у вигляді тензора, дається наступним чином:

$$\dim\ (\text{image}) = n_H n_W n_C, \tag{3.10}$$

де n_H — розмір висоти зображення, n_W — розмір ширина зображення, n_C – кількість каналів. Фільтр розраховується як

$$\dim\ (\text{filter}) = (\mathfrak{f}, \mathfrak{f}, n_C). \tag{3.11}$$

f позначає непарну розмірність. З рівнянь (3.10) і (3.11) фільтр зображення є

$$\text{conv}(\mathcal{I}, \mathcal{K})_{x,y} = \sum_{i=1}^{n_H} \sum_{j=1}^{n_W} \sum_{k=1}^{n_C} \mathcal{K}_{i,j,k} I_{x+i-1, y+j-1, k}. \tag{3.12}$$

CNN поєднується з класифікатором Softmax для класифікації вилученої ознаки. Класифікатор Softmax — це лінійний класифікатор, який використовується в глибокому навчанні для класифікації векторів і для визначення ймовірності вилученого. Softmax також відомий як мультиноміальна регресія і може використовуватися для взаємовиключної багатокласової класифікації.

Він широко використовується в глибокому навчанні, що забезпечує високу продуктивність. Математичне визначення Softmax дається як:

$$\sigma\left(\vec{\mathcal{Z}}\right) = \frac{e^{\mathcal{Z}_i}}{\sum_{j=1}^{\mathcal{K}} e^{\mathcal{Z}_j}}, \tag{3.13}$$

де (Z) – вхідний вектор для функції Softmax, що складається з ($z_0 \cdots z_k$), значення Z_i – це елементи вхідного вектора для функції Softmax, які можуть

приймати будь-яке дійсне значення, e^{Zi} – стандартна експоненціальна функція, застосована до кожного елемента вхідних даних вектор, а K — кількість класів у мультикласовому класифікаторі

Алгоритм на рис.3.12 представляє етапи виявлення та класифікації об’єктів на основі руху за допомогою моделі глибокого навчання CNN. Робочий процес домашньої безпеки та обробки зображень на основі моделі CNN представлено на рис.3.12.

```
Begin
Define N_c parameters
Initialize Ms and Cam
Establish and confirm the status of N_c
If N_c = 1
    Evaluate the initial state of the home
    If the camera and motion sensor are active
        Start MufHAS security
    Else, go to step 4
  end if
  whileMs is ON
    for each object detected do
        if cam is on sleep mode;
            trigger ON
        else
            Continue streaming
        end if
        Capture image
        Extract region of interest
        Apply the trained CNN model
        ifO_d ∈ (HWp_1, HWp_2, HWp_3, ,⋯HWp_n)
            Save to cloud
        else,
        Raise an alarm and save the captured picture
    end if
End
```

Рисунок 3.12 – Алгоритм домашньої безпеки на основі CNN

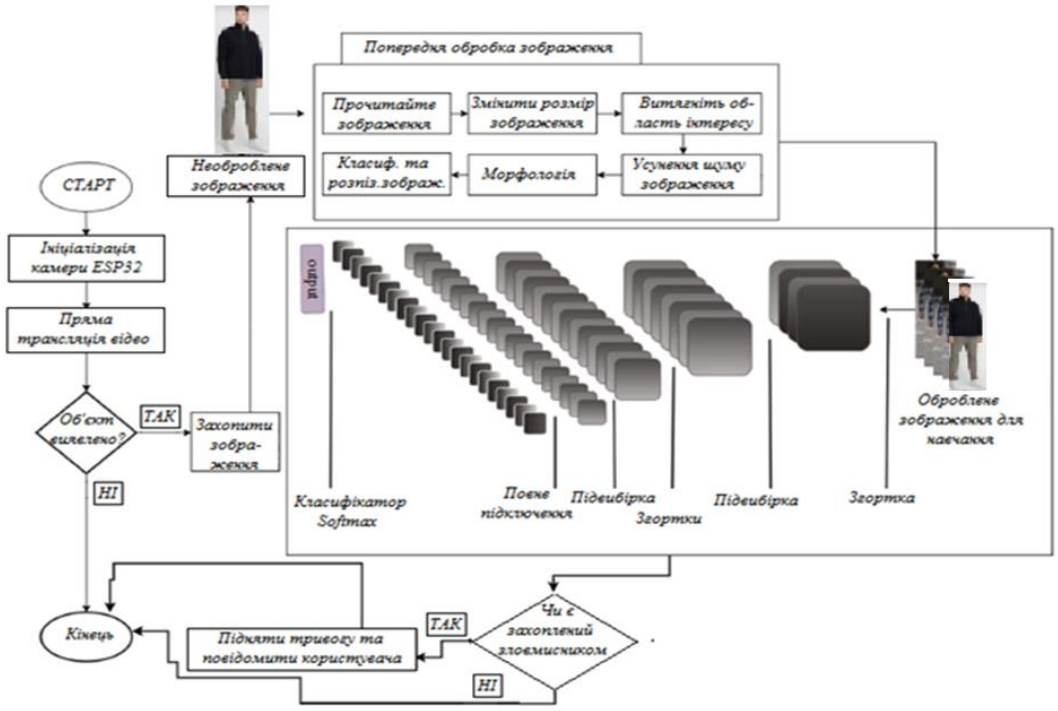


Рисунок 3.12 - Потік процесу для домашньої безпеки на основі CNN

Модель CNN використовується переважно для класифікації рухів людей і домашніх тварин на основі моделі руху. Об’єкт у нашому контексті відноситься до людей і домашніх тварин, оскільки обидва перебувають у будинку. Таким чином, будь-який із цих двох може викликати сповіщення під час руху. До розглядуваних моделей руху належать ходьба, стрибки, кульгання та біг.

Камера спостереження фіксує та записує дії в навколишньому середовищі. Однак камера ESP32, яка використовується в прототипі, увімкне режим сну, якщо немає записів про дії. Отже, поєднання з датчиком руху PIR, якщо помічено рух, датчик PIR посилає сигнал на камеру, і вона вмикається. Камера, у свою чергу, фіксує область інтересу (шаблон руху) на виявленому зображенні, класифікує та порівнює його з існуючим і попередньо визначеним набором шаблонів руху в базі даних. Якщо виявлений шаблон збігається з існуючими, тривога не спрацьовує. В іншому випадку користувач отримує повідомлення через мобільний додаток про ситуацію в будинку.

Архітектура CNN, застосована для виявлення зловмисників у структурі розумного будинку, представлена на рис.3.13.

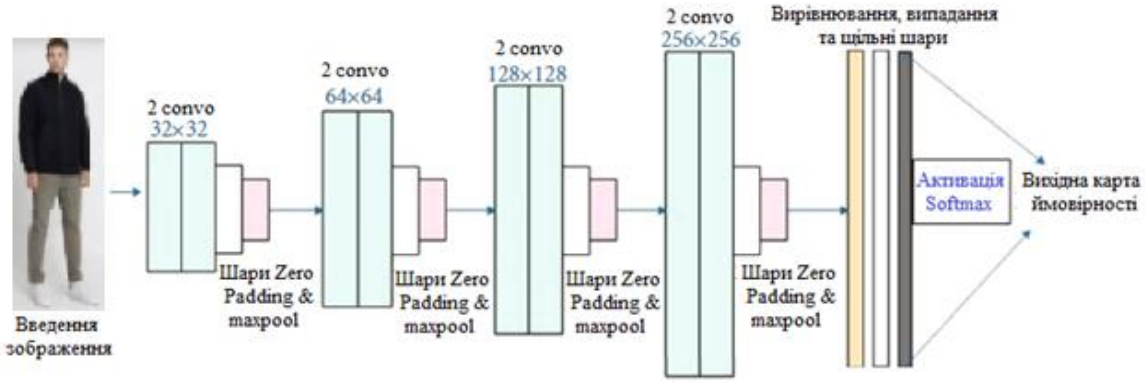


Рисунок 3.13 - Ілюстрація архітектури CNN для виявлення порушників в архітектурі розумного будинку

Чотири згорткових блоки складаються для побудови архітектури CNN, чергуються з операціями нульового доповнення та максимального об’єднання. Ця композиція дозволяє виконувати комплексну та детальну процедуру виділення ознак, що веде до процесу класифікації активації Softmax. Попередня обробка зображень є важливим аспектом створення зображень, придатних для процесу моделювання. Початковий процес включає низку кроків, застосованих до вхідних даних для досягнення прийнятної форми для виділення функції. Попередня обробка дуже важлива, оскільки вилучення ознак може не дати бажаних результатів, якщо вхідні дані не оброблені належним чином. У результаті вхідні дані були попередньо оброблені за допомогою операцій усунення шумів і CLAHE перед тим, як їх передати в архітектуру CNN.

Перша операція попередньої обробки дозволяє видалити шум, тоді як остання покращує якість зображення за допомогою стратегії покращення контрастності.

Кількість фільтрів 32, 64, 128 і 256 використовувалася для першого, другого, третього та четвертого блоків згорткових шарів.

Розмір ядра 3×3 використовувався в кожній згортковій операції, що охоплює чотири блоки. Після кожного блоку згорткової операції відбувається доповнення виходу нулями перед тим, як передати його до операції максимального об’єднання.

Розмір заповнення 1 × 1 використовувався в шарі з нульовим доповненням, а розмір ядра 2 × 2, 3 × 3, 2 × 2 і 3 × 3 використовувався для максимального об'єднання шарів першого, другого, третього, і четвертого блоку згортки відповідно. Розміри 1 × 1 застосовувалися до всіх згорткових операцій, тоді як розміри 1 × 1 і 2 × 2 чергувалися в максимальних шарах об'єднання в усій архітектурі. Враховуючи багатокласовий характер набору даних, до якого застосовувалася архітектура CNN, слід використовувати функцію активації Softmax, щоб отримати карту ймовірностей для кожного класу зразків зображень у наборі даних.

3.3 Модель інтелектуального сервісу

У цьому розділі пропонується модель інтелектуального сервісу, яка може бути реалізована в розумному будинку на основі машинного навчання:

- Економічно ефективний дизайн системи: економічно ефективна та високопродуктивна розумна система IoT розроблена шляхом видалення та інтеграції надлишкових датчиків IoT.

- Технологія енергоефективності на основі штучного інтелекту: технологія аналізу та прогнозування даних, яка дозволяє робити значущі висновки за допомогою кореляційного аналізу даних, отриманих від різних гетерогенних датчиків Інтернету речей, встановлених у розумному домі для енергоефективності.

На рис.3.14 показана методологія досліджуваної системи. Загалом ця система проходить через такі процедури:

1. Розпізнавання: сприймання інформації про навколишнє середовище всередині будинку за допомогою датчиків IoT.

2. Збір даних: Збір даних від датчиків IoT до шлюзу.

3. Навчання: Зберігання зібраних даних у базі даних і виконання навчання машинного навчання шляхом імпорту збережених даних. Використовувані алгоритми: регресор дерева рішень (dt), регресор випадкового лісу (rf), регресор додаткових дерев (et), регресор посилення градієнта (gb), регресор посилення градієнта історії (hgb) і глибока нейронна мережа (DNN).

4. Аналіз даних: Виведення зібраних і навчених даних на панель моніторингу для візуальної перевірки користувачів. Користувачі можуть перевіряти зібрану екологічну інформацію, а також перевіряти прогнозовані дані. Наразі прогнозовані дані – це дані про потужність HVAC.

5. Прогноз даних: завчасне передбачення втрат електроенергії в майбутньому через прогнозовану потужність HVAC. Завдяки цьому користувачі можуть запобігти зростанню своїх рахунків за електроенергію через прогресивні податки на електроенергію.

6. Управління: Виконання контролю за енергозбереженням за допомогою прогнозованих даних потужності HVAC.

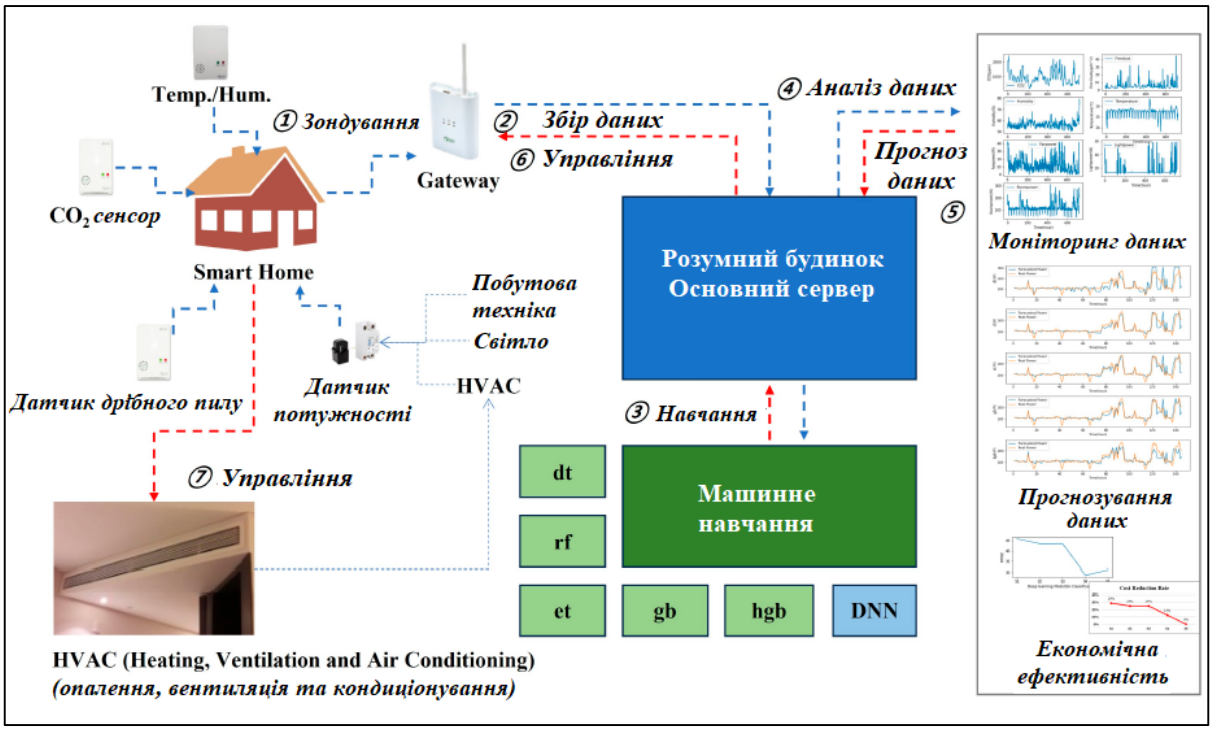


Рисунок 3.14 - Методологія досліджуваної системи

На рис.3.15 представлена схема послуги. Він показує конфігурацію системи, яка збирає дані, встановлюючи датчики безпосередньо у будинку за допомогою Zigbee і протоколу MQTT. Зібрані дані аналізуються на основі штучного інтелекту, щоб забезпечити прогностичну послугу для економії споживання енергії для

користувачів або менеджерів. У цьому дослідженні розглядався рівень обслуговування, а не рівень системи. По суті, зібрані дані використовувалися без урахування апаратної частини. Припускаючи, що повнота апаратного забезпечення вже є оптимальною, система надає послуги аналізу та прогнозування на основі зібраних даних. Впроваджуючи модель сервісу на основі даних, можна реалізувати модель на основі штучного інтелекту, забезпечуючи таким чином ефективний сервіс прогнозування [33].

Рисунок 3.15 - Сервісна інфраструктура

Усі датчики IoT спілкуються зі шлюзом через Zigbee, технологію бездротової мережі на основі стандарту IEEE 802.15.4. Шлюз і сервер обмінюються даними на основі MQTT. У цьому випадку фактична швидкість передачі даних становила >2,5 кбіт/с. Частота дискретизації даних становила 1 зразок/хв; цей цикл піддавався змінам. Дані збирали шляхом встановлення оптимальної швидкості 1 зразок/хв, враховуючи період споживання батареї.

На рис.3.16 показана блок-схема обслуговування встановленої системи IoT. Уся система складається з датчиків (а саме, датчики температури/вологості, CO_2 і

дрібного пилу), виконавчих механізмів (наприклад, систем HVAC і побутової техніки) і серверів. Сервер збирає дані про температуру/вологість, CO2, дрібний пил і дані виявлення руху охолодження/нагрівання з силової частини фанкойла, освітлення та дані про енергопостачання всієї кімнати. Зібрані дані передаються на центральний сервер на основі MQTT через шлюз за допомогою протоколу бездротового зв'язку на основі Zigbee.

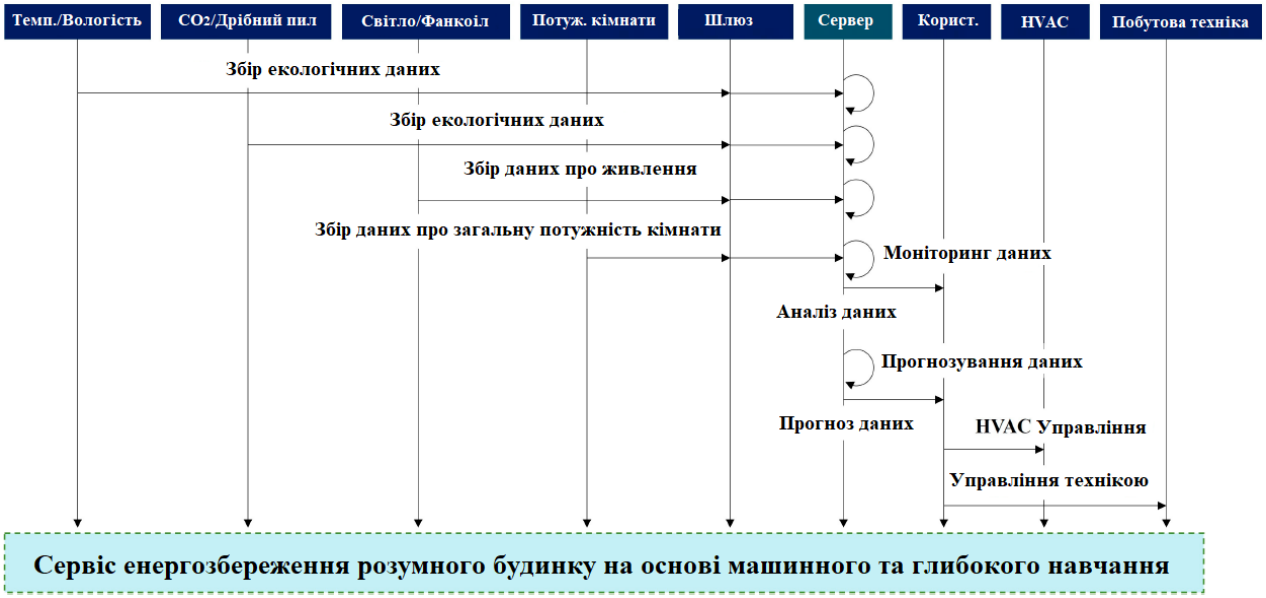


Рисунок 3.16 - Блок-схема служби

Дані про температуру та вологість передаються з кожної кімнати за допомогою датчиків температури та вологості, а дані про якість повітря в приміщенні передаються за допомогою датчиків CO2 і дрібного пилу. Рух користувача в приміщенні визначається датчиком руху, а інформація про потужність збирається та передається інтелектуальним субметром, встановленим у силовій частині внутрішнього канального фанкойла, що відповідає за охолодження та нагрівання систем ОВК. Інформацію про потужність фанкойла можна використовувати, щоб визначити, чи активна система HVAC у кімнаті. На рис.3.17 показано фактичний пристрій IoT, встановлений усередині випробувального стенду (номер готелю). У табл.3.1. наведено специфікації пристрою IoT, встановленого на тестовому стенді.

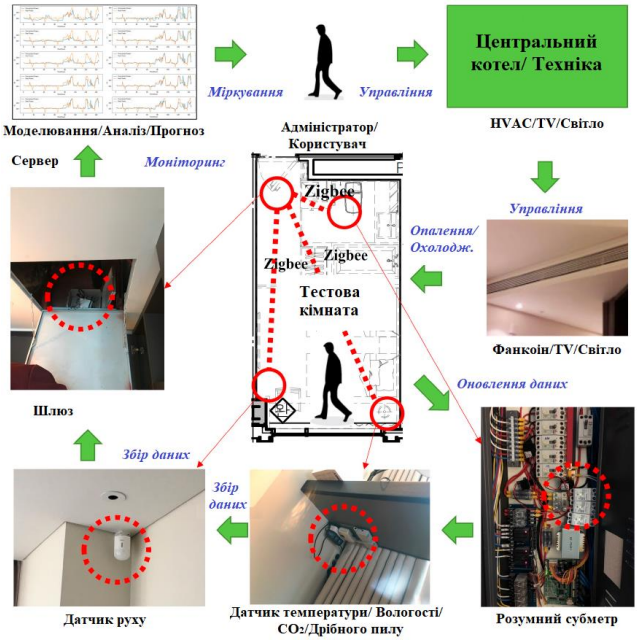


Рисунок 3.17 - Тестовий стенд

Таблиця 3.1

Сенсорні пристрої IoT

	Прилади	Характеристики	Використання
	Датчик температури та вологості	- Робочий діапазон: від -55^0 C до 20^{0}C - Протокол: Zigbee	Збір даних про температуру/вологість у приміщенні
	Датчик дрібного пилу/CO_2 сенсор	- Елементи вимірювання: окис вуглецю, вуглекислий газ, метан, формальдегід, VOCs, частинки; - Протокол: Zigbee.	Збір даних про CO_2 та дрібний пил у приміщеннях
	Розумний датчик руху	- Відстань виявлення: 10 м/84°; - Дальність зондування: 5,0 м × 5,0 м × 5,0 м	Виявлення руху користувача в приміщенні
	Розумний субметр	- Тип: Сенсор; - Розмір: 7,5 м × 7,5 м × 3,5 м; - Протокол: Zigbee.	Вимір енергоспоживання кімнати

Збір даних. На рис.3.18. показано стан даних, які використовуються як вхідні дані для моделі ШІ. Було розглянуто шість типів даних: температура, вологість, CO_2, дрібний пил, потужність світла.

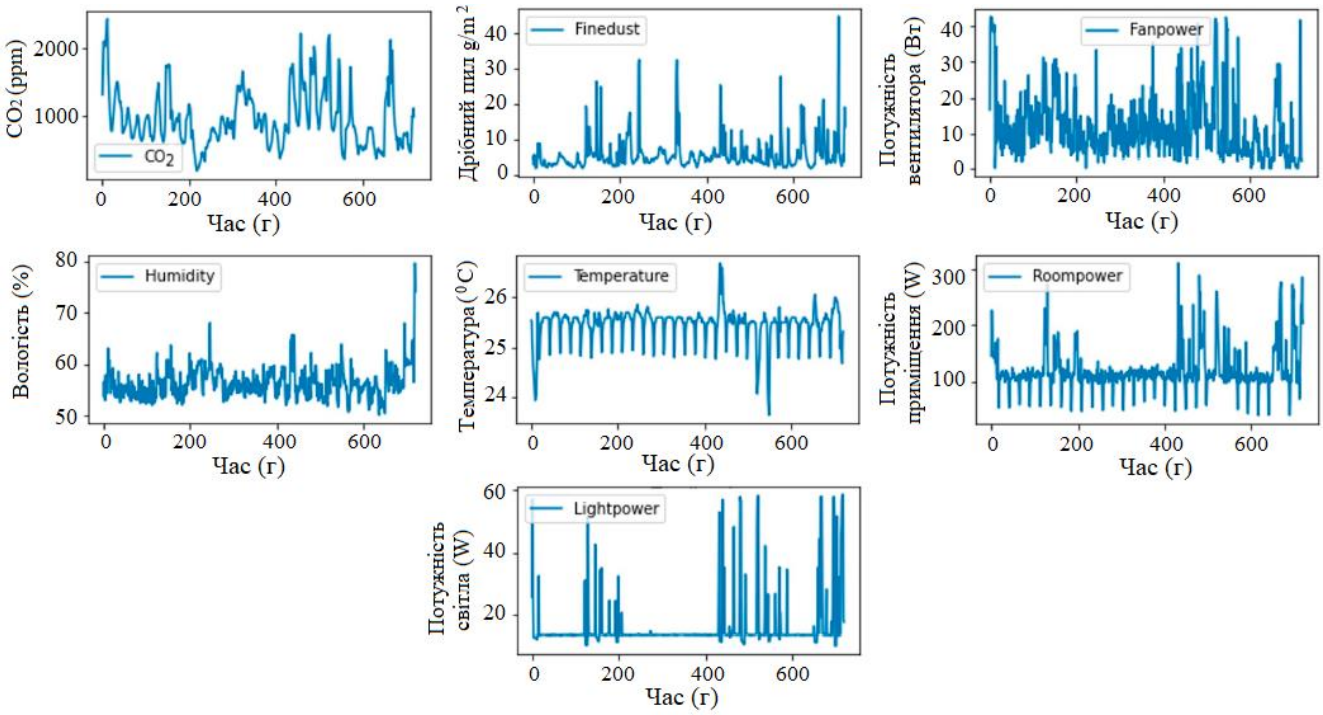


Рисунок 3.18 - Дані зондування.

Таблиця 3.2

Описані дані зондування

Індекс	CO2 (ppm)	Дрібний пил (μg/м2)	Вологість (%)	Температура (С	Потужність світла (Вт)	Потужність вентилятора (Вт)	Потужність приміщення (Вт)
Count	721	721	721	721	721	721	721
Mean	947.2059	5.836186	56.14233	25.46187	15.7639	11.62537	119.0838
Std	420.4869	4.574005	2.96905	0.331475	8.86753	8.814615	37.96945
Min	168.15	1.92	50.03	23.64	9.87	0.12	38.99
25%	655.91	3.35	54.17	25.44	13.35	5.72	104.67
50%	839.03	4.5	55.7	25.54	13.41	9.55	111.03
75%	1186.46	6.26	57.62	25.6	13.49	14.95	119.76
Max	2441.44	44.88	79.69	26.69	58.75	42.62	311.35

Потужність усієї кімнати використовувалася як цільові дані для моделі ШІ. Припускаємо, що сенсорні пристрої збирали дані з кроком 1 с; однак кроки в 1 годину є достатніми для аналізу даних. У табл.3.2. представлено кількість точок

даних, середнє значення, стандартне відхилення, мінімальне значення та максимальне значення для зібраних даних сенсора.

Аналіз релевантності даних. На рис.3.17 і в табл.3.3. представлені зв'язки між зібраними даними. На рис. 3.19 показано теплову карту, яка є методом візуалізації, який представляє розподіл або шаблон даних за допомогою кольорів. Значення виражається темнішими кольорами зі збільшенням розміру або частоти даних, що полегшує інтуїтивне бачення загального розподілу. Під час аналізу кореляції між декількома змінними використання теплової карти дозволяє легко візуально зрозуміти розподіл коефіцієнтів кореляції. Зокрема, оскільки коефіцієнт кореляції обмежений діапазоном від -1 до 1, представлення його як теплової карти забезпечує більш інтуїтивно зрозумілі результати. Змінні з коефіцієнтами кореляції, близькими до −1 і 1, контрастують, і розмір коефіцієнта кореляції можна легко порівняти залежно від інтенсивності кольору.

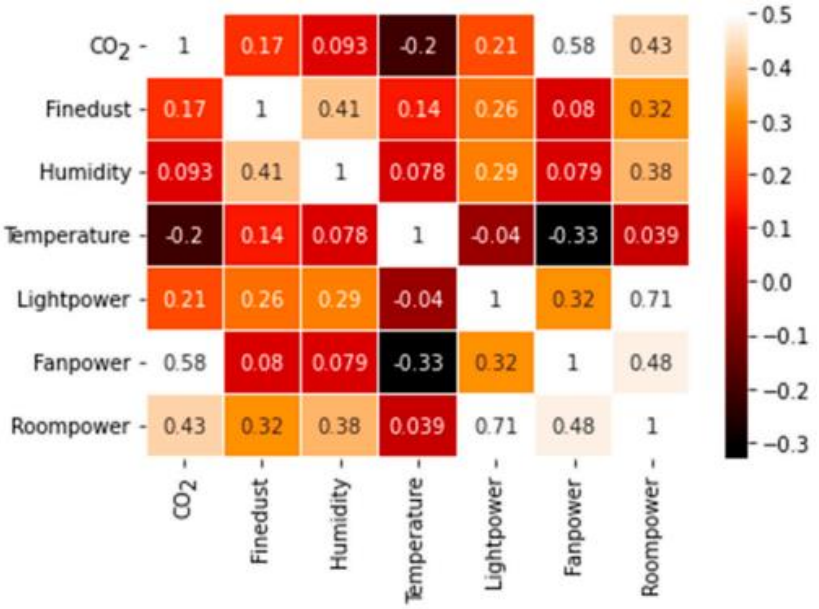


Рисунок 3.19 - Кореляція між даними екологічної інформації

Дивлячись на рис.3.19, зв'язок між CO_2 і CO_2, природно, є однаковим значенням, тому він має найвищий коефіцієнт кореляції 1. Однак зв'язок між CO2 і температурою низький, з коефіцієнтом кореляції –0,2. Тут значення коефіцієнта кореляції −0,2 можна розглядати як відносно низький коефіцієнт кореляції в категорії 3, дивлячись на табл. 3.3.

Взаємозв’язки досліджували за допомогою аналізу теплової карти даних від семи датчиків, і числові значення кожного зв’язку були отримані зі значень, наведених у табл. 3.3. У цьому дослідженні модель глибокого навчання навчалася шляхом складання навчального набору з даними про високий зв’язок і нереляційних даних, і точність вимірювалася відповідно.

Таблиця 3.3

Аналіз зв'язку

Діапазон	Значення
Від -1,0 до - 0,7	Сильна негативна лінійна залежність
Від -0,7 до -0,3	Чітка негативна лінійна залежність
Від -0,3 до -0,1	Слабка негативна лінійна залежність
Від - 0,1 до +0,1	Лінійна залежність, якою можна майже знехтувати
Від +0,1 до +0,3	Слабка позитивна лінійна залежність
Від +0,3 до +0,7	Чітка позитивна лінійна залежність
Від +0,7 до +1,0	Сильна позитивна лінійна залежність

Наприклад, найбільш релевантними даними для кімнатної потужності є потужність світла, розрахована як 0,71.

Це означає, що фактором, який найбільше впливає на потужність кімнати, є освітлення, яке продемонструвало найвищу кореляцію з сильною позитивною лінійною залежністю. Потужність вентилятора склала 0,48; на фанкойл, який є приладом кондиціонування та опалення, був встановлений датчик потужності, який визначав, чи працює кондиціонер.

Це ще один фактор, який впливає на потужність приміщення. Вихід даних CO2 становив 0,43. Це чітка позитивна лінійна залежність із відносно високою кореляцією. Виявлено, що дані, пов’язані з потужністю приміщення, розташовані в такому порядку:

Кімнатна потужність: 1,000000 > Потужність світла: 0,705991 > Потужність вентилятора: 0,478669 > CO2: 0,430153 > Вологість: 0,380577 > Дрібний пил: 0,321560 > Температура: 0,039314

Класифікація даних. На рис.3.20. показано класифікацію вхідних і цільових даних. Дані, використані в цьому дослідженні, включають сім типів даних датчиків, які класифікуються на шість типів вхідних даних і один тип цільових даних. Ці сім даних були класифіковані як навчальні дані для навчання моделі та як тестові дані для тестування моделі. Із загальної кількості 721 точки даних 80% були класифіковані як дані навчання, а 20% – як дані тестування. Навчальні дані використовувалися для навчання моделі, а тестові дані використовувалися для тестування навченої моделі.

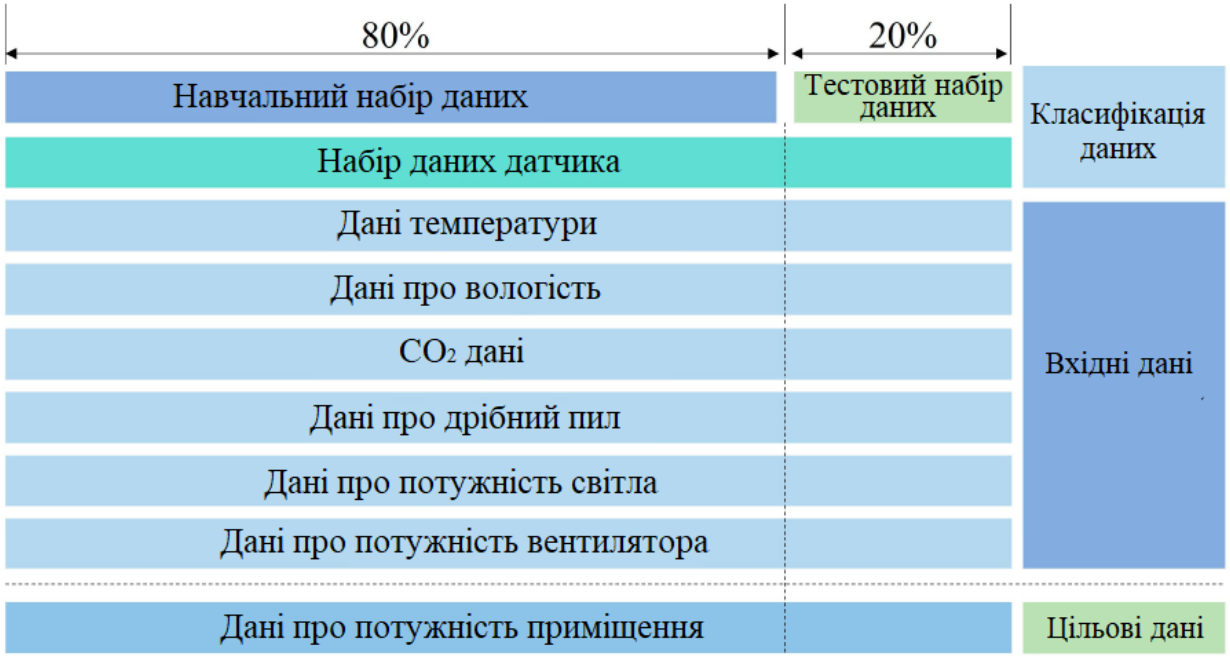


Рисунок 3.20 - Класифікація даних

3.4 Реалізація моделі прогнозування розумного будинку, налаштованої на енергозбереження

На рис.3.21. показано склад моделі на основі глибокого навчання, яка використовується в цьому дослідженні.

Дані датчика вводяться як вхідні дані та навчаються із загальною потужністю як цільовими даними.

Вхідні дані, тобто інформація про навколишнє середовище, навчаються під час високого та низького споживання електроенергії. Таким чином, можна передбачити значення споживання електроенергії, коли користувач перевіряє інформацію про середовище. Навпаки, енергію можна заощадити шляхом навмисного коригування значення екологічної інформації для зменшення значення споживання електроенергії протягом певного періоду часу. Однак для цього потрібна більш складна модель прогнозування на основі часових рядів, тоді як у цьому дослідженні вона представлена на основі результатів, отриманих в результаті аналізу подібності та зв'язку між датчиками та ефекту додавання або зменшення датчиків продуктивності (RMSE) моделі.

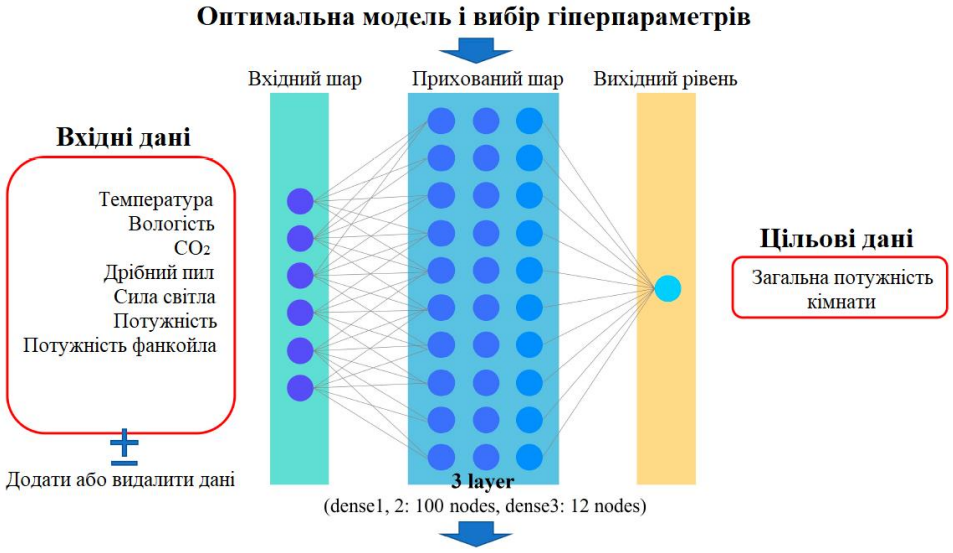


Рисунок 3.21 - Реалізація моделі оптимального прогнозування

Крім того, була реалізована модель машинного навчання. Далі показано п'ять реалізованих моделей машинного навчання:

1. Регресор дерева рішень (dt).
2. Випадковий лісовий регресор (rf).
3. Регресор додаткових дерев (et).
4. Регресор із підвищенням градієнта (gb).
5. Hist Gradient-Boosting Regressor (hgb).

Сценарії. На рис.3.22. показано графік прогнозу даних завдяки глибокому навчанню.

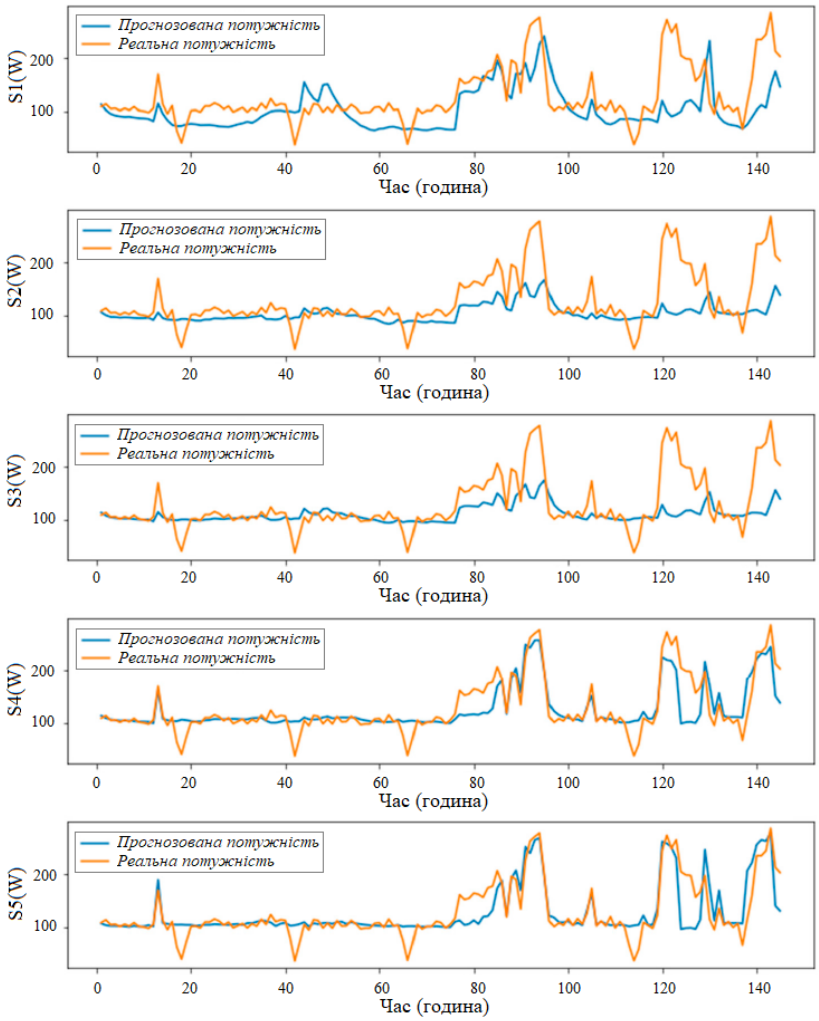


Рисунок 3.21- Графік прогнозу даних як результат глибокого навчання.

На рис.3.22. і в табл.3.23. і табл.3.5. показано, як змінюється точність моделі глибокого навчання зі зміною групи даних зондування. Ця таблиця представляє групу даних зондування. S1 складається лише з CO2 і дрібного пилу. Одна частина даних датчика для кожного типу була додана до кожної групи від S1 до S5. По суті, це показує збільшення продуктивності (RMSE) моделі, коли модель навчається з даними від перших двох типів датчиків. RMSE можна розрахувати наступним чином

$$\text{Середньоквадратична помилка } (RMSE) = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(\text{Реальні дані} - \text{Прогнозовані дані})^2}$$

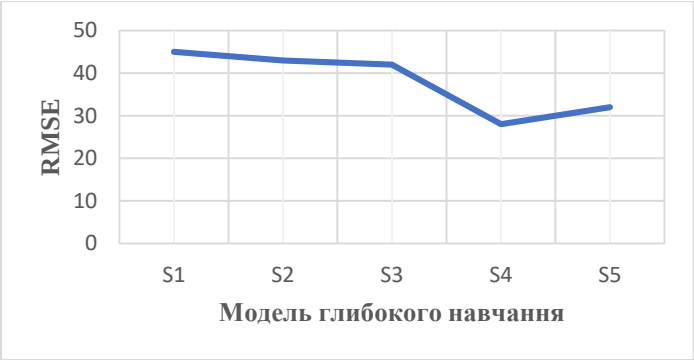


Рисунок 3.22 -Варіація ефективності моделі (RMSE) на класифікацію датчиків у моделі глибокого навчання.

Таблиця 3.4

Продуктивність моделі за класифікацією зондування

Класифікації	S1	S2	S3	S4	S5
RMSE	45,83	43,43	43,48	28,68	31,25

Таблиця 3.5

Класифікації датчиків

Класифікації	Список датчиків
S1	CO_2, Дрібний пил
S2	S1 + Вологість
S3	S2 + Температура
S4	S3 + Light Power
S5	S4 + Потужність вентилятора

Цей сценарій було реалізовано спільно з Google Collaboratory за допомогою DNN (три прихованих шари, 200 епох). Очевидно, що продуктивність моделі зросла зі зміною типу датчика, який навчався. Однак, оскільки продуктивність S5 була нижчою, ніж продуктивність S4, дані про потужність вентилятора можна розглядати як дані, що погіршують продуктивність моделі. Тому датчик потрібно видалити, щоб підвищити продуктивність датчиків IoT і знизити витрати на системи IoT. S1 складається лише з CO_2 і дрібного пилу, що можна побачити в табл.3.5. Значення S1~S5 показує, що продуктивність моделі підвищується зі збільшенням різноманітності даних датчиків табл.3.4 і табл.3.5. Оскільки дані датчика стають більш різноманітними від S1 до S5, RMSE зменшується. Однак не завжди вірно, що продуктивність моделі зростає зі збільшенням кількості типів даних датчиків, а скоріше має бути відповідна кількість типів даних датчиків, тобто

S4. Коли було додано потужність вентилятора, продуктивність моделі знизилася, і було підтверджено, що дані про потужність вентилятора слід видалити, щоб покращити продуктивність моделі.

Нижче показано продуктивність моделі, розробленої за допомогою моделі машинного навчання. На рис.3.23 показаний графік прогнозу даних в результаті машинного навчання.

RMSE вимірювали шляхом зміни моделі табл.3.6 з регресорної моделі дерева рішень (dt) на першу регресорну модель із посиленням градієнта (hgb). Як показано на рис.3.24 і в табл.3.7, продуктивність моделі регресора з посиленням градієнта (gb) була найкращою.

Таблиця 3.6

Модель машинного навчання

Класифікації	Модель машинного навчання
dt	Регресор дерева рішень
rf	Випадковий лісовий регресор
et	Регресор додаткових дерев
gb	Регресор, що посилює градієнт
hgb	Регресор із підвищенням градієнта історії

Цей сценарій підтвердив, що модель з регресором, що посилює градієнт (gb), показала найкращу продуктивність. Звичайно, продуктивність моделі глибокого навчання може бути кращою, оскільки її можна реалізувати як модель з чудовою продуктивністю шляхом збільшення кількості прихованих шарів, вузлів і епох. Крім того, більш високу модель можна навчити шляхом збору різних даних або збільшення обсягу даних; однак це дослідження не обговорює цей сценарій.

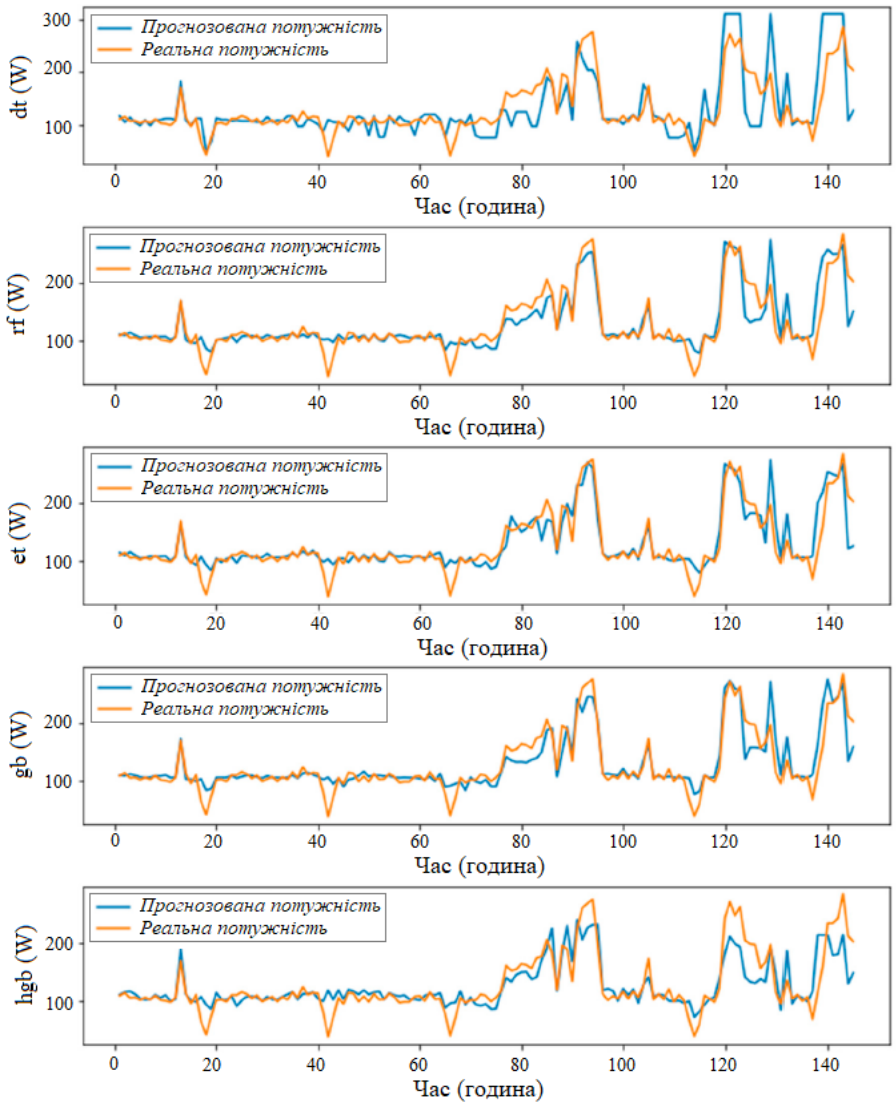


Рисунок 3.23 - Графік прогнозу даних з машинного навчання

Щоб у майбутньому розробити модель із вищою продуктивністю, необхідно провести дослідження щодо захисту відповідних даних і попередньої обробки даних.

Перш за все, це дослідження свідчить про те, що наведеної нижче економії рис.3.24 можна досягти шляхом усунення нерелевантних датчиків IoT.

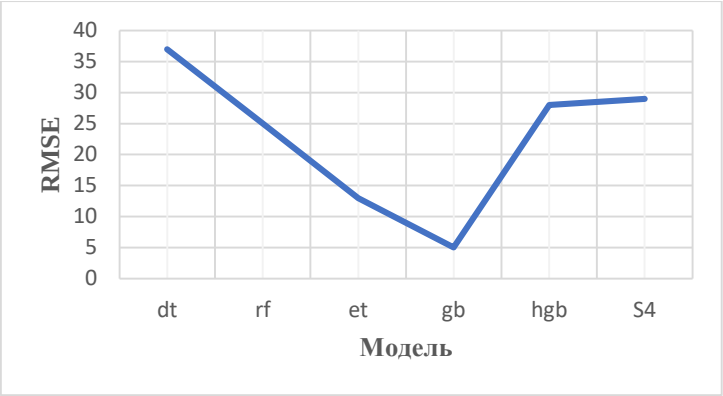


Рисунок 3.24 - Зміна продуктивності моделі (RMSE) кожної моделі машинного навчання

Таблиця 3.7

Продуктивність моделі на модель машинного навчанняе

Класифікації	dt	rf	et	gb	hgb	S4
RMSE	35,50	24,48	23,35	22,29	27,95	28,68

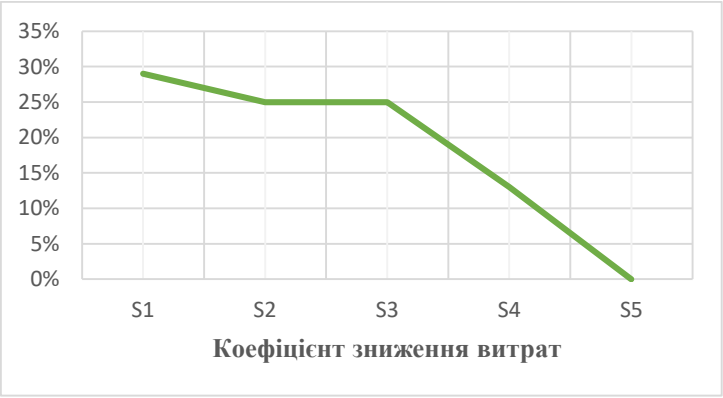


Рисунок 3.25 - Рівень зниження витрат

ВИСНОВКИ

В магістрській роботі було детально розглянуто та проаналізовано основні методи штучного інтелекту та можливості, які надає їх застосування у системах розумного будинку. Було встановлено, що застосування ШІ здатне зробити наші домівки більш безпечними та функціональними, одночасно зменшивши споживання енергії та сприяючи довкіллю. Оскільки технології штучного інтелекту продовжують розвиватися, розумні будинки майбутнього стануть ще більш досконалими та чутливими, що значно покращить якість нашого життя.

Базуючись на методі глибокого навчання, у роботі пропонується домашня інтелектуальна модель управління. Ця модель базується на даних середовища розумного дому для навчання моделі глибокої нейронної мережі та перцептивного аналізу поведінки та звичок користувачів розумного дому для реалізації середовища розумного будинку. Централізоване керування автоматизацією.

Пропонується використання алгоритму глибокого навчання (CNN) для виявлення вторгнень у захищеному середовищі автоматизації розумного будинку. Представлено схему системи автоматизації розумного дому на базі Android для контролю та моніторингу електричних побутових приладів та умов навколишнього середовища.

У третьому розділі представлена модель інтелектуального сервісу шляхом встановлення датчика IoT всередині будтинку і аналіз цих даних для прогнозування майбутнього споживання енергії. Тут було зібрано сім типів даних датчиків і представлено сервісну модель майбутнього енергозбереження в розумному будинку шляхом аналізу кореляції між даними та навчанням і побудови моделі на основі машинного та глибокого навчання. Виявлено, що точність моделі прогнозування розумного будинку, налаштованої на енергозбереження, залежить від актуальності зібраних даних (вхідне значення). Крім того, виявилося, що невідповідні дані є невідповідними вхідними даними для моделі, оскільки вони погіршують продуктивність моделі. Видаляючи нерелевантні дані, можна

реалізувати високоточні та економічно ефективні моделі розумного будинку на основі машинного навчання.

У даному досліджені приділяється увага значенню енергозбереження в розумних будинках:

- інтелектуальна енергетична система, керована даними: досліджувана система надає інтелектуальну енергетичну послугу на основі даних шляхом встановлення недорогих пристроїв Інтернету речей у розумному домі. Він відходить від існуючого методу керування обладнанням на основі розкладу та аналізує майбутнє споживання енергії на основі прогнозованих даних про потужність на основі штучного інтелекту для порівняння з поточними;

- висока масштабованість системи IoT: дана досліджувана система видаляє дублікати пристроїв IoT, встановлених у розумному домі, створюючи структуру, яка може досягти більшої ефективності у великих просторах, ніж у менших;

- висока продуктивність моделі та економічно ефективна побудова системи: ця система видаляє датчики IoT, які не мають кореляції, збираючи дані про навколишнє середовище з пристроїв IoT, встановлених у розумному домі, та аналізуючи кореляцію зібраних даних.

Таким чином результат дослідження показав, що використовуючи даний підххід можливо підвищити продуктивність моделей штучного інтелекту і знизити ціну систем IoT.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Harper R. Inside the Smart Home, ISBN-13: 978-1852336882, 2018. – 263c.

2. Електронний ресурс: https://www.quora.com/How-might-we-use-AI-to-design-and-optimize-the-energy-efficiency-of-buildings

3. Електронний ресурс: https://terfino.com/smart-home/ai-in-smart-home

4. Електронний ресурс: https://www.mdpi.com/2075-5309/13/9/2397

5.Електронний ресурс: https://www.smartdatacollective.com/best-iot-temperature-sensors-for-smart-homes/#google_vignette

6.Електронний ресурс: https://buduemo.com/ua/news/smart_systems/7-osnovnih-datchikiv-dlja-rozumnogo-budinku.html

7. Gengyi Xiao «Machine Learning in Smart Home Energy Monitoring System» Department of Mathematics and Computer Technology, Guilin Normal College, Guilin, China

8. https://www.geeksforgeeks.org/deep-learning-introduction-to-long-short-term-memory/

9. Olutosin Taiwo, Absalom E. Ezugwu, Olaide N. Oyelade, Mubarak S. Almutairi, "Enhanced Intelligent Smart Home Control and Security System Based on Deep Learning Model", Wireless Communications and Mobile Computing, vol. 2022, Article ID 9307961, 22 pages, 2022. https://doi.org/10.1155/2022/9307961

10. Kang, J.; Kim, J.; Kim, M.; Sohn, M. Machine learning-based energy-saving framework for environmental states-adaptive wireless sensor network. IEEE Access 2020, 8, 69359–69367.

11. Machorro-Cano, I.; Alor-Hernández, G.; Paredes-Valverde, M.A.; Rodríguez-Mazahua, L.; Sánchez-Cervantes, J.L.; Olmedo-Aguirre, J.O. HEMS-IoT: A big data and machine learning-based smart home system for energy saving. Energies 2020, 13, 1

12. Wang, S.; Yang, S. Research on Smart Home Assistance Control Model Based on Machine Learning. In Proceedings of the 2020 Asia-Pacific Conference on Image Processing, Electronics and Computers (IPEC), Dalian, China, 14–16 April 2020; pp. 466–469.

13. Filipe, L.; Peres, R.S.; Tavares, R.M. Voice-activated smart home controller using machine learning. IEEE Access 2021, 9, 66852–66863.

14. Jmila, H.; Blanc, G.; Shahid, M.R.; Lazrag, M. A survey of smart home iot device classification using machine learning-based network traffic analysis. IEEE Access 2022, 10, 97117–97141.

15. Huang, J.; Koroteev, D.D.; Rynkovskaya, M. Machine learning-based demand response in PV-based smart home considering energy management in digital twin. Sol. Energy 2023, 252, 8–19.

16. Kabir, M.H.; Hoque, M.R.; Seo, H.; Yang, S.-H. Machine learning based adaptive context-aware system for smart home environment. Int. J. Smart Home 2015, 9, 55–62.

17. Lee, S.; Choi, D.-H. Reinforcement learning-based energy management of smart home with rooftop solar photovoltaic system, energy storage system, and home appliances. Sensors 2019, 19, 3937.

18. Li, T.; Hong, Z.; Yu, L. Machine learning-based intrusion detection for iot devices in smart home. In Proceedings of the 2020 IEEE16th International Conference on Control & Automation (ICCA), Sapporo, Japan, 9–11 October 2020; pp. 277–282.

19. Kasaraneni, P.P.; Venkata Pavan Kumar, Y.; Moganti, G.L.K.; Kannan, R. Machine Learning-Based Ensemble Classifiers for Anomaly Handling in Smart Home Energy Consumption Data. Sensors 2022, 22, 9323.

20. Popa, D.; Pop, F.; Serbanescu, C.; Castiglione, A. Deep learning model for home automation and energy reduction in a smart home environment platform. Neural Comput. Appl. 2019, 31, 1317–1337.

21. Dey, N.; Fong, S.; Song, W.; Cho, K. Forecasting energy consumption from smart home sensor network by deep learning. In Proceedings of the Smart Trends in Information Technology and Computer Communications: Second International Conference, SmartCom 2017, Pune, India, 18–19 August 2017; Revised Selected Papers 2. pp. 255–265.

22. Rahman, S.; Alam, M.G.R.; Rahman, M.M. Deep learning based ensemble method for household energy demand forecasting of smart home. In Proceedings of the

2019 22nd International Conference on Computer and Information Technology (ICCIT), Dhaka, Bangladesh, 18–20 December 2019; pp. 1–6.

23. Uddin, M.Z.; Kim, M.R. A deep learning-based gait posture recognition from depth information for smart home applications. In Advances in Computer Science and Ubiquitous Computing: CSA-CUTE2016 8; Springer: Singapore; pp. 407–413.

24. Sundaravadivel, P.; Kesavan, K.; Kesavan, L.; Mohanty, S.P.; Kougianos, E. Smart-log: A deep-learning based automated nutrition monitoring system in the iot. IEEE Trans. Consum. Electron. 2018, 64, 390–398.

25. Solatidehkordi, Z.; Ramesh, J.; Al-Ali, A.; Osman, A.; Shaaban, M. An IoT deep learning-based home appliances management and classification system. Energy Rep. 2023, 9, 503–509.

26. Alkar, A., & Buhur, U. An Internet based wireless home automation system for multifunctional devices. Consumer Electronics, IEEE Transactions on, 2018, 51(4), pp.1169-1174.

27. Xu, M.; Watanachaturaporn, P.; Varshney, P.K.; Arora, M.K. Decision tree regression for soft classification of remote sensing data. Remote Sens. Environ. 2015, p.322–336.

28. El Mrabet, Z.; Sugunaraj, N.; Ranganathan, P.; Abhyankar, S. Random forest regressor-based approach for detecting fault location and duration in power systems. Sensors 2022, p. 458.

29. Breiman, L. Random forests. Mach. Learn. 2001, 45, p. 5–32.

30. John, V.; Liu, Z.; Guo, C.; Mita, S.; Kidono, K. Real-time lane estimation using deep features and extra trees regression. In Proceedings of the Image and Video Technology: 7th Pacific-Rim Symposium, PSIVT 2015, Auckland, New Zealand, 25–27 November 2015; Revised Selected Papers 7. pp. 721–733.

31. Kumar, S. Ubiquitous Smart Home System using Android Application. International Journal of Computer Networks & Communications, 2019, 6(1), pp.33-43.

32. Hargreaves, T. Who uses smart home technologies? Representations of users by the smart home industry. ECEEE Summer Study – Rethin K, Renew, Restart, 2019, pp. 1769-1780.

33. Boyanov, L., & Minchev, Z. Cyber Security Challenges in Smart Homes. Institute for Information and Communication Technologies –Bulgarian Academy of Sciences, 2018, pp.99-114.

ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Кафедра Інженерії програмного забезпечення автоматизованих систем

Кваліфікаційна робота на тему:

«ДОСЛІДЖЕННЯ МОЖЛИВОСТЕЙ ІНТЕГРАЦІЇ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В СИСТЕМИ РОЗУМНОГО БУДИНКУ»

Студент:
Олег ЛИМАР
Керівник:
К.т.н., доцент Ольга ПОЛОНЕВИЧ

Київ 2023

МЕТА РОБОТИ

Мета роботи – підвищення ефективності функціонування систем розумного будинку за рахунок впровадження штучного інтелекту.

Об'єкт дослідження – процес функціонування розумного будинку.

Предмет дослідження – застосування ШІ в системах розумного будинку.

Завдання:

1. Аналіз особливостей побудови та функціонування систем розумного будинку
2. Дослідження можливостей інтеграції штучного інтелекту в системи розумного будинку
3. Поліпшення показників функціонування розумного будинку за рахунок впровадження штучного інтелекту
   - домашня безпека на основі глибокого навчання
   - реалізація моделі інтелектуального сервісу для прогнозування споживання електроенергії.

Наукова новизна магістерської кваліфікаційної роботи полягає у розробці практичних рекомендацій щодо реалізації інтелектуальної системи, завдяки якій вдається підвищити безпеку розумного будинку та забезпечити віддалене управління пристроями.

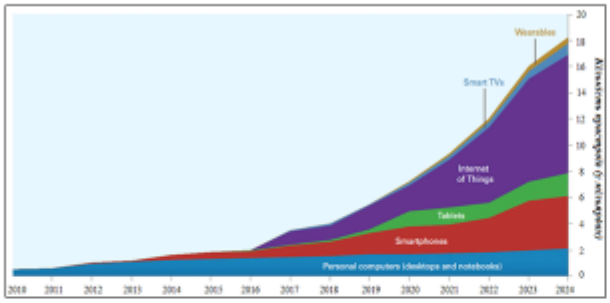


Рис.1. Зростання кількості пристроїв IoT у світі

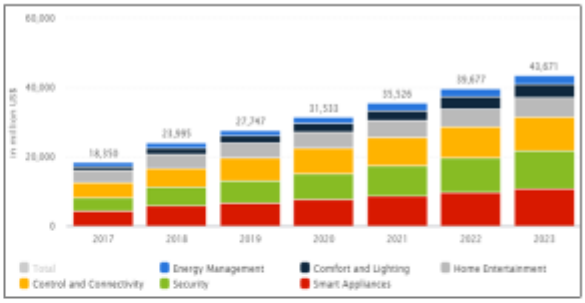


Рис.2. Зростання доходів технології «Розумний будинок»

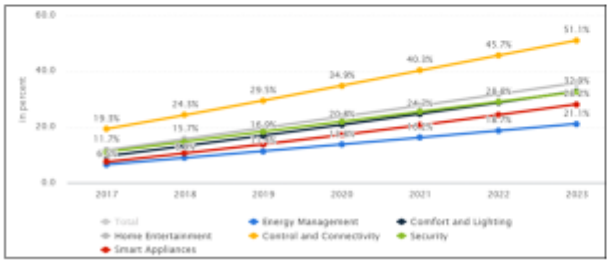


Рис.3. Ріст проникнення технології розумного будинку у сегменті

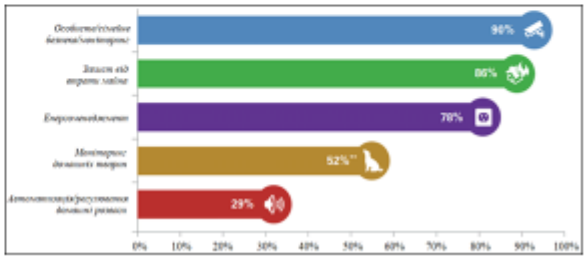


Рис.4. Причини використання системи Smart-Home

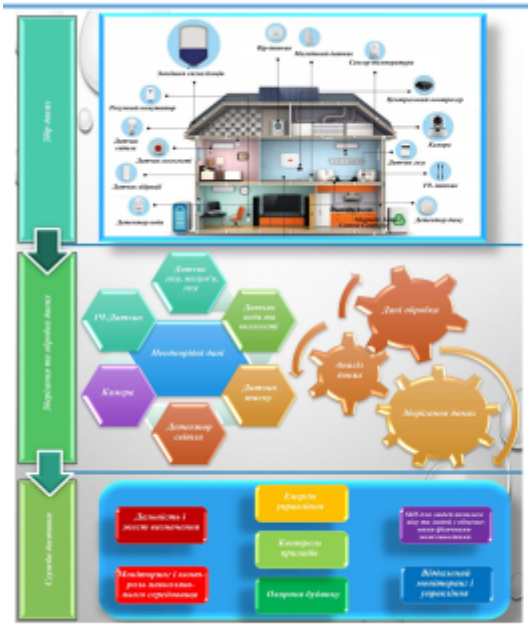


Рисунок 1. Система розумного будинку

Можливості розумних будинків на основі ШІ	Можливості розумних будинків без ШІ
Покращена персоналізація та налаштування	Посилений контроль над окремими пристроями
Підвищена ефективність і зручність	Основні можливості автоматизації
Прогностична поведінка та адаптація	Обмежена прогностична поведінка або її відсутність
Підвищення енергоефективності та економія коштів	Основні особливості енергоменеджменту
Розширені функції безпеки	Основні функції безпеки
Доступність для людей з обмеженими можливостями або особливими потребами	Функції обмеженого доступу

Таблиця висвітлює ключові відмінності між розумними будинками на основі штучного інтелекту та розумними будинками без штучного інтелекту, показуючи, як технологія штучного інтелекту може надавати більш просунуті та інтуїтивно зрозумілі функції, які покращують наше повсякденне життя. Навпаки, розумні будинки без штучного інтелекту пропонують базові функції автоматизації та керування.

1. **Підвищений комфорт**: розумні пристрої на базі штучного інтелекту можуть вивчати звички та вподобання користувачів, створюючи більш комфортне середовище для життя.

2. **Покращена зручність**: інтелектуальні пристрої можуть передбачати потреби користувачів і відповідним чином налаштовуватися, роблячи щоденні завдання легшими та ефективнішими.

3. **Економія часу**: шляхом автоматизації завдань і налаштування налаштувань на основі поведінки користувача розумні будинки на основі штучного інтелекту можуть заощадити час і зменшити потребу в налаштуваннях вручну.

4. **Зниження витрат на енергію**: розумні будинки можуть оптимізувати використання енергії шляхом автоматичного налаштування систем освітлення, опалення та охолодження на основі поведінки користувачів, що з часом призводить до значної економії коштів.

5. **Підвищенн рівня безпеки**: розумні камери безпеки на основі штучного інтелекту можуть виявляти потенційні загрози та сповіщати користувачів у режимі реального часу, забезпечуючи більший спокій.

6. **Доступність для людей з обмеженими можливостями** або особливими потребами: розумні пристрої з голосовими помічниками можуть допомогти людям з проблемами пересування керувати своїми домівками за допомогою голосових команд. Навпаки, розумні датчики та камери можуть виявляти падіння чи інші нещасні випадки та сповіщати опікунів.

ПЕРЕВАГИ ІНТЕГРАЦІЇ ШІ У РОЗУМНІ БУДИНКИ 4

Рисунок 1. Блок-схема роботи розумного будинку

```
Begin
Define N_s parameters
Initialize M1 and Cam
Establish and confirm the status of N_s
If N_s = 1
  Evaluate the initial state of the home
  If the camera and motion sensor are active
    Start MultiHAS security
  Else, go to step 4
end if
while M1 is ON
  for each object detected do
    if cam is on deep mode,
      trigger ON
    else
      Continue streaming
    end if
    Capture image
    Extract region of interest
    Apply the trained CNN model
    if(D_k ∈ {HW(p_1, HW(p_2, HW(p_3, ..., −HW(p_k)}
      Save to cloud
    else,
    Raise an alarm and save the captured picture
  end if
End
```

Рисунок 2.
Алгоритм домашньої безпеки
на основі CNN

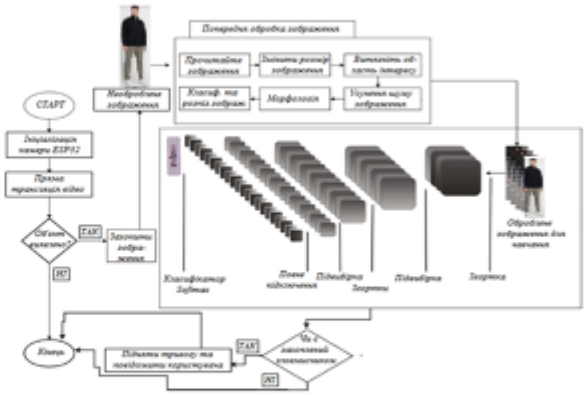


Рисунок 3. Потік процесу для домашньої безпеки на основі CNN

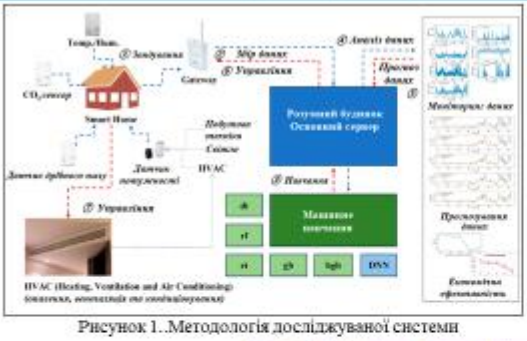


Рисунок 1..Методологія досліджуваної системи

Рисунок 2.Сервісна інфраструктура

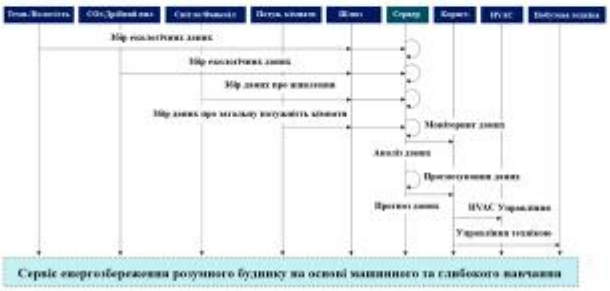


Рисунок 3. Блок-схема служби

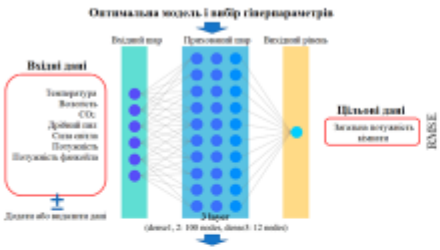


Рисунок 1.Реалізація моделі оптимального прогнозування

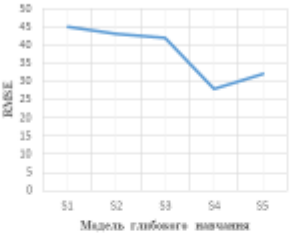


Рисунок 2.Варіація ефективності моделі (RMSE) на класифікацію датчиків у моделі глибокого навчання

Таблиця 1. Класифікації датчиків

Класифікації	Список датчиків
S1	CO_2, Дрібний пил
S2	S1 + Вологість
S3	S2 + Температура
S4	S3 + Light Power
S5	S4 + Потужність вентилятора

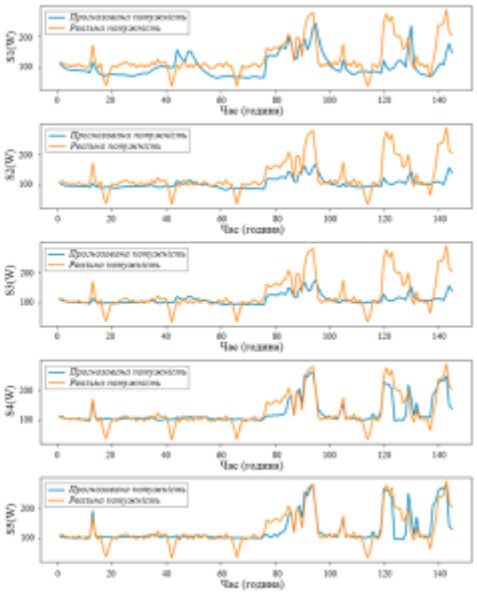


Рисунок 3. Графік прогнозу даних як результат глибокого навчання.