Міністерство освіти і науки України

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Комп'ютерних наук

(повна назва)

Кафедра Інформаційних управляючих систем

(повна назва)

АТЕСТАЦІЙНА РОБОТА

Пояснювальна записка

рівень вищої освіти другий (магістерський)

(рівень вищої освіти)

Дослідження методів прогнозування показників клімат контролю в системах Internet of Things

(тема)

Виконав: студент 2 курсу, групи ІУСТм-19-1

Акулов В.О.

(прізвище, ініціали)

Спеціальність 122 Комп'ютерні науки

(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна

(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Інформаційні управляючі системи та технології

(повна назва освітньої програми)

Керівник доц. Кудрявцева М.С.

(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

зав. кафедри _____ Петров К.Е.

(підпис) (прізвище, ініціали)

2020 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Комп'ютерних наук
(повна назва)

Кафедра Інформаційних управляючих систем
(повна назва)

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Спеціальність 122 Комп'ютерні науки
(код і повна назва)

Тип програми освітньо-професійна
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Інформаційні управляючі системи та технології
(повна назва освітньої програми)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____
(підпис)

« » _____ 2020 р.

ЗАВДАННЯ
НА МАГІСТЕРСЬКУ АТЕСТАЦІЙНУ РОБОТУ

студентові Акулову Вячеславу Олександровичу
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Дослідження методів прогнозування показників клімат контролю в системах Internet of Things

затверджена наказом по університету від "27" жовтня 2020р. № 1455 Ст

2. Термін здачі студентом закінченої роботи 9 грудня 2020 р.

3. Вихідні дані до роботи Науково-технічні публікації, дані статей, експериментальних _досліджень по технологіям Internet of Things та Smart Home

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі

1. Огляд і аналіз існуючих технологій, методів і систем Internet of Things та Smart Home

2. Дослідження архітектури штучної нейронної мережі та алгоритму її навчання

3. Створення моделі нейронної мережі для прогнозування показників клімат контролю

4. Практична реалізація
5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням обов'язкових рисунків
Рисунок 1 –Схема архітектури нейронної мережі задачі прогнозування показників клімат контролю
Рисунок 2 − Графік активаційної функції нейронної мережі
Рисунок 3 − Схема навчання нейронної мережі з подкріпленням
Рисунок 4 − Схема адаптивної непрямої системи управління інтелектуальною будівлею за допомогою нейронних мереж
Рисунок 5−12 Приклади екранних форм

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

Номер	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Отримання завдання на атестаційну роботу	02.11.2020	
2	Аналіз предметної галузі та постановка задачі	03.11.2020 – 04.11.2020	
3	Огляд і аналіз існуючих технологій, методів і систем Internet of Things та Smart Home	05.11.2020 – 11.11.2020	
4	Дослідження архітектури штучної нейронної мережі та алгоритму її навчання	12.11.2020 – 20.11.2020	
5	Створення моделі нейронної мережі для прогнозування показників клімат контролю	21.11.2020 – 25.11.2020	
6	Практична реалізація	26.11.2020 – 28.11.2020	
7	Підготовка пояснювальної записки та графічного матеріалу	29.11.2020 – 04.12.2020	
8	Надання пояснювальної записки на перевірку керівнику	05.12.2020 – 10.12.2020	
9	Захист перед ЕК	16.12.2020	

Дата видачі завдання 27 жовтня 2020 року

Студент _____
(підпис)

Керівник роботи _____ доц.Кудрявцева М.С.
(підпис) (посада, прізвище, ім'я, по батькові)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка містить 74 сторінки, 23 рисунка, 32 джерела.

INTERNET OF THINGS, SMART HOME, РОЗУМНИЙ БУДИНОК, ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА БУДІВЛЯ, ШТУЧНА НЕЙРОННА МЕРЕЖА, БАГАТОШАРОВИЙ ПЕРСЕПТРОН, НАВЧАННЯ, АЛГОРИТМ ЗВОРОТНОГО ПОШИРЕННЯ.

Об’єктом дослідження є система Internet of Things та її складова − система Smart Home.

Предметом дослідження є методи машинного навчання та нейронні мережі.

Метою даної роботи є дослідження методів прогнозування показників клімат контролю (температура повітря, рівень вологості, кондиціювання, фільтрація повітря) для розробки системи «Розумний будинок», що об'єднує всі прилади в приміщенні (кондиціонери, спліт-системи, теплі підлоги, радіатори) в єдину мережу. Це забезпечує контроль над процесом їх взаємодії, підвищує рівень комфорту для мешканців і гарантує значну економію енергоресурсів.

Методи дослідження – методи системного та об’єктно-орієнтованого аналізу, методи машинного навчання.

В роботі представлена модель штучної нейронної мережі, яка дозволяє підвищити ефективність роботи системи клімат контролю в розумному домі за рахунок більш стабільних результатів при виконанні прогнозів динамічних показників навколишнього середовища.

Виконане імітаційне моделювання розробленої штучної нейронної мережі за допомогою середовища Matlab та програмна реалізація системи за допомогою Java.

ABSTRACT

The thesis note contains 74 pages, 23 figures, 32 references.

SMART HOME, INTELLECTUAL BUILDING, ARTIFICIAL NEURAL NETWORK, MULTILAYER PERCEPTRON, TRAINING, BACK PROPAGATION ALGORITHM.

The object of the research is the Internet of Things system and its component, the Smart Home system.

The subject of the research is machine learning methods and neural networks.

The purpose of this work is to study methods for predicting climate control indicators (air temperature, humidity level, air conditioning, air filtration) for the development of a "Smart Home" system that unites all devices in the room (air conditioners, split systems, underfloor heating, radiators) into a single network ... This ensures control over the process of their interaction, increases the level of comfort for residents and guarantees significant energy savings.

Research methods − methods of system and object-oriented analysis, machine learning methods.

The paper presents a model of an artificial neural network, which makes it possible to increase the efficiency of the climate control system in a smart home due to more stable results when making forecasts of dynamic environmental indicators.

Simulation modeling of the developed artificial neural network using the Matlab environment and software implementation of the system using Java have been performed.

ЗМІСТ

ВСТУП.....9
1 ОГЛЯД І АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ ТЕХНОЛОГІЙ, МЕТОДІВ І СИСТЕМ INTERNET OF THINGS ТА SMART HOME 11
1.1 Аналіз технологій Internet of Things та Smart Home.....11
1.2 Аналіз пристроїв і їх показників для забезпечення клімат контролю в системах розумного будинку.....14
1.3 Аналіз існуючих систем управління розумним будинком.....17
1.4 Аналіз існуючих методів вирішення задачі прогнозування показників клімат контролю в системах Internet of Things.....23
1.5 Постановка задачі.....27
2. ДОСЛІДЖЕННЯ АРХІТЕКТУРИ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ТА АЛГОРИТМУ ЇЇ НАВЧАННЯ.....28
2.1 Обгрунтування вибору типу і архітектури нейронної мережі.....28
2.2 Обгрунтування алгоритму навчання нейронної мережі.....35
3. СТВОРЕННЯ МОДЕЛІ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОКАЗНИКІВ КЛІМАТ КОНТРОЛЮ 40
3.1 Управління на основі нейронної мережі для створення системи Smart Home.....40
3.2 Створення моделі багатошарового персептрону для моделювання системи Smart Home.....43
4 ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ.....49
4.1 Імітаційне моделювання запропонованої нейронної мережі.....49
4.2 Програмна реалізація задачі прогнозування показників клімат контролю.....52
ВИСНОВКИ.....58
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ.....60
Додаток А.....64

ВСТУП

Сьогодні складно уявити світ без автоматизації. Житловий будинок не виняток. У звичайному житті в заміському будинку або квартирі виконується величезна кількість дій, які могли б виконуватися без участі людини. Можна автоматизувати все процеси, від включення світла до управління мікрокліматом в кімнаті і забезпечення безпеки приміщення. Дана можливість з'явилася завдяки системі «Розумний будинок».

«Розумний будинок» − це приміщення, організоване для проживання або роботи людей за допомогою високотехнологічних пристроїв і автоматизації. Система розумного будинку - це система, що дозволяє забезпечити безпеку, комфорт і ресурсозбереження. Дана система розпізнає всілякі ситуації і належним чином реагує на них.

У поняття системи розумного будинку, як правило, вкладають автоматизацію побутових, рутинних дій. Наприклад, при загорянні в кімнаті з встановленими спеціальними датчиками система розумного будинку знеструмить всі споживачі електричного струму. Так під час пожежі або іншому надзвичайну подію, система розумного будинку моментально оповіщає про це господаря. З ранку система розсуне штори в кімнаті, в якій відпочиває користувач, відрегулює оптимальну вологість в приміщенні, налаштує роботу кондиціонера на задану температуру і вирішить безліч інших побутових завдань. Всю безліч перемикачів замінює додаток в браузері смартфона або ПК.

Незаперечною перевагою системи розумного будинку є можливість управляти всіма датчиками і пристроями в будинку віддалено, веб-додаток дозволяє бути в курсі того, що відбувається вдома в будь-який час в будь-якому місці [1].

Метою даної роботи є дослідження методів прогнозування показників клімат контролю (температура повітря, рівень вологості, кондиціювання, фільтрація повітря) для розробки системи «Розумний будинок», що об'єднує всі

прилади в приміщенні (кондиціонери, спліт-системи, теплі підлоги, радіатори) в єдину мережу. Це забезпечує контроль над процесом їх взаємодії, підвищує рівень комфорту для мешканців і гарантує значну економію енергоресурсів.

1 ОГЛЯД І АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ ТЕХНОЛОГІЙ, МЕТОДІВ І СИСТЕМ INTERNET OF THINGS ТА SMART HOME

1.1 Аналіз технологій Internet of Things та Smart Home

Internet of Things (IoT) або інтернет речей не є технологією в прямому сенсі цього слова. IoT − це концепція, ідея обчислювальної мережі фізичних об'єктів, що мають технології для взаємодії один з одним і / або з зовнішнім середовищем.

На відміну від Інтернету, який є способом об'єднання комп'ютерів, це -Слідуйте кроком розвитку «фізичного» інтернету, мета якого об'єднати всі системи заради забезпечення додаткової вигоди для кінцевого споживача [2].

Найпоширенішим прикладом Інтернету речей є технологія Smart Home − «Розумний дім» або інтелектуальна будівля.

Розумним домом називають системи, в яких за безпекою, енергозбереженням і комфортом стежить програмне забезпечення, що об'єднує побутові прилади в єдину систему за допомогою технології передачі даних. Це комплекс систем, інтегрованих в єдиний інформаційний простір, що забезпечує максимальну безпеку людей та майна, що підтримує комфортні умови праці і відпочинку, а також дозволяє збільшити ефективність функціонування служб при одночасному зниженні експлуатаційних витрат.

Під терміном «Розумний дім» зазвичай розуміють інтеграцію в єдину систему управління будівлею наступних систем:

- систему опалення, вентиляції та кондиціонування;
- охоронно-пожежну сигналізацію;
- систему контролю доступу в приміщення;
- контроль протікання води, витоку газу;
- систему відеоспостереження;
- мережі зв'язку (в тому числі телефон і локальна мережа будинку);

– систему освітлення;

– систему електроживлення будівлі (промислові ІБП, дизель-генератори);

– механізацію будівлі (відкриття / закриття воріт, шлагбаумів, електропідігрів ступенів;

– управління аудіо-, відеотехнікою, домашнім кінотеатром, мультирум;

– телеметрія - віддалене спостереження за системами;

– IP-моніторинг об'єкту - віддалене управління системами по мережі;

– GSM-моніторинг - видалене інформування про інциденти в будинку (квартирі, офісі, об'єкті) і управління системами будинку через телефон.

Основні системи розумного будинку предсталені на рисунку 1.1.

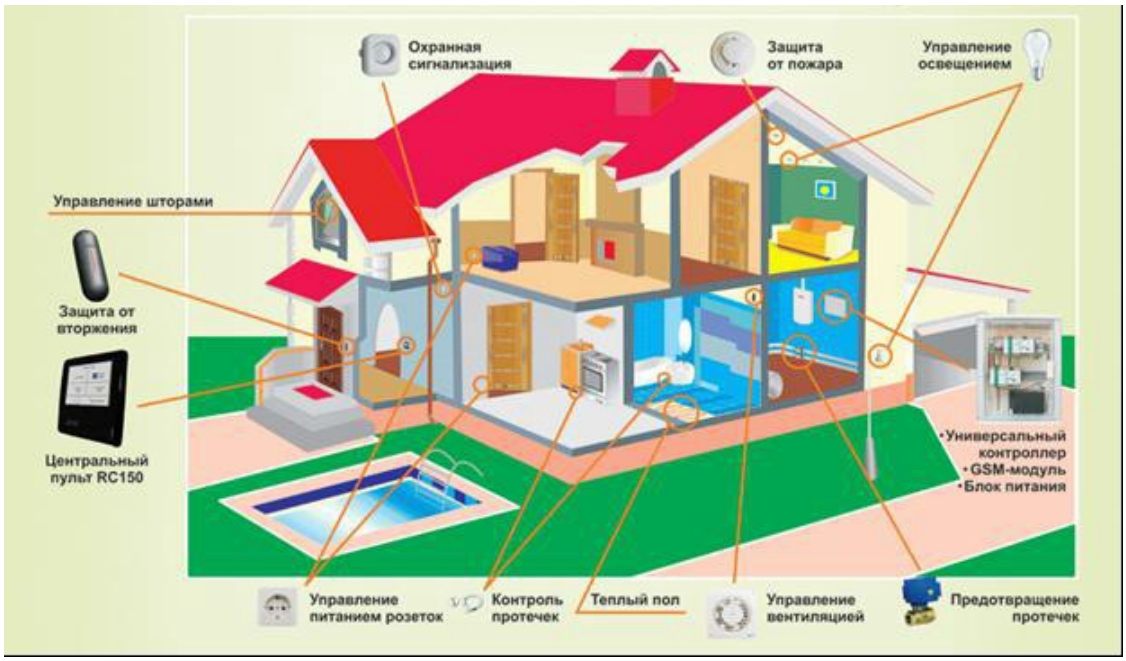

Рисунок 1.1 – Основні системи розумного будинку

Розумний будинок самостійно управляє освітленням і вимикає світло в кімнаті, якщо в ній не знаходиться людина, стежитьза протечками водостічних труб і станом якості повітря, попереджає про можливість загоряння, автоматично поливає домашні рослини і годує домашніх вихованців, якщо таке

завдання поставлене. З такою системою будинок знаходиться в безпеці при несанкціонованому доступі або виникненні позаштатної ситуації (витік води).

Раніше системи розумного будинку розроблялися «під ключ», тобто користувач отримував повністю готовий проект, з надлишковим і непотрібним функціоналом, при цьому будь-які зміни вимагали значних фінансових і тимчасових витрат.

На сьогоднішній день технології дозволяють будувати домашню автоматизацію покомпонентно - вибирати тільки ті функції розумного будинку, які дійсно потрібні. Модульна структура дозволяє створювати системи не високу вартість, з гарантією 100% використання.

На сьогоднішній день існує безліч програмно-апаратних рішень на базі популярних технологій для побудови розумного будинку [3]:

X10 / S10 − основною перевагою є те, що для організації системи «розумний дім» не потрібна прокладка додаткових кабелів, спілкування між модулями відбувається по вже існуючій електричної мережі. Однак технологія має недоліки: «закритість» системи і складність інтеграції, дорожнеча, можливі перебої, обмежене максимальну кількість керованих груп, неможливість зміни дизайну розеток і вимикачів, повільна реакція на команди контролера;

Z-Wave − управління здійснюється безпровідно, гнучка і проста технологія. Недоліками є дорожнеча, неможливість самостійно виготовити модулі на базі Z-Wave;

ZigBee −технологія, що забезпечує захист переданих даних, підтримку складних бездротових мереж, ультранизьким енергоспоживанням. Недостатньо високий рівень стандартизації і відсутність єдиної програмно-апаратної платформи для розробки, невисока швидкість передачі даних (30 кб / с) − основні недоліки.

Beckhoff −висока продуктивність, відкриті стандарти, все в одному корпусі. Недоліком є дороговизна, тому що в основному використовується в промисловості.

Всі ці недоліки дозволила вирішити технологія Arduino. Arduino −це електронний конструктор і зручна платформа для швидкої розробки електронних пристроїв. Платформа користується величезною популярністю в усьому світі завдяки зручності і простоті мови програмування, а також відкритої архітектури і програмного коду. Пристрій програмується через USB без використання программаторов. Arduino дозволяє комп'ютеру вийти за рамки віртуального світу в фізичний і взаємодіяти з ним. Пристрої на базі Arduino можуть отримувати інформацію про навколишнє середовище за допомогою різних датчиків, а також можуть управляти різними виконавчими пристроями [4]. Таким чином, можливість реалізувати найпростішу систему «розумного будинку» стає доступна кожному.

1.2 Аналіз пристроїв і їх показників для забезпечення клімат контролю в системах розумного будинку

На сьогоднішній день в будь-якому будинку присутні мінімальна або максимальна кількість побутових приладів, які відносяться до кліматичної техніки: кондиціонери, спліт-системи, теплі підлоги, радіатори. Кліматична техніка відповідає за створення зони комфорту для людей, які перебувають в приміщенні.

Функціонал цих побутових приладів створений для працюють на «благо» людей, але насправді дуже часто виникає ситуація «марності» і навіть шкоди від роботи таких приладів, наприклад, опалювальна система завзято гріє повітря, а система кондиціонування одночасно той же повітря охолоджує; перегрів і висушування повітря призводять до поширення хвороботворних бактерій, пересушування слизових оболонок людини.

Крім того, будь-яка кліматична техніка вимагає контролю і управління. Безумовно багато сучасні прилади оснащені блоками управління, але навіть в такому випадку кілька окремих пультів управління може зібратися в будинку. Всі ці блоки управління вимагають зональної настройки, підлаштування під кожного користувача і контролю.

Система розумного будинку може керувати кліматом і створювати індивідуальне середовище для кожного, хто перебуває в приміщенні, в кожній кімнаті створюючи свій мікро-клімат. Багатозонний клімат-контроль позбавляє від необхідності кожного разу налаштовувати терморегулятори на радіаторах, включати і вимикати кнопки на пультах кондиціонерів і іншої кліматичної техніки.

Необхідно тільки вказати комфортну температуру і вологість за допомогою єдиної панелі управління. Розумний Дім візьме на себе управління кліматом і сам розпорядиться роботою всіх приладів. Робота кліматичного обладнання буде регулюватися автоматично, переходячи з денного в нічний режим. При цьому, «Розумний будинок» подбає про економію енергоресурсів, перемикаючи всю техніку в режим «економ», коли це можливо.

Для отримання максимальної ефективності від роботи кліматичної техніки необхідна злагоджена робота кожного з приладів. Оптимальна робота всіх складових кліматичної системи дозволить підтримувати в кожному приміщенні будинку індивідуальну кліматичну зону.

Основними контрольованими параметри мікроклімату контролю є:

- температура повітря;
- рівень вологості;
- вентиляція та кондиціонування;
- фільтрація повітря.

Розглянемо ці параметри більш детально [5].

Для комфортної температури приміщення в певні часові інтервали необхідно встановити температурний режим на панелі управління.

Для управління вентиляцією залежно від температури і вологості в кожній кімнаті система клімат-контролю сама визначить коли необхідно відкоригувати (підвищити / знизити) температуру в приміщенні, вологість, включити або вимкнути вентиляцію, знаючи заздалегідь зазначені умови комфорту в будинку. Системі можна вказати індивідуальні умови мікроклімату для кожної окремої кімнати.

Для управління іонізацією і озонуванням повітря «Розумний будинок» забезпечить у всіх кімнатах свіжий, чистий і здоровий повітря. Система визначить, коли необхідно очистити повітря від бактерій, цвілі, неприємних запахів або тютюнового диму, вивчивши звички свого господаря.

Контроль і управління кліматом в спеціальних приміщеннях, наприклад, винний льох, бібліотека, комора та інші спеціалізовані приміщення вимагають постійних особливих умов мікроклімату.

Кожен опалювальний прилад в будинку має свої ступені нагріву та охолодження. З урахуванням комфорту і економії енергії автоматика сама вирішує, яку щабель нагрівання призначити для того чи іншого приладу. Таким чином, підтримується комфортна температура в будинку в узгодженому і економному режимі.

Розумний дім управляє узгодженої роботою кондиціонерів, спліт-систем з іншими елементами обігріву та охолодження не вимагаючи втручання людини.

Автоматіка управляє радіаторами, теплими підлогами і конвекторами, використовуючи різні сценарії. «Розумний будинок» дозволяє контролює температуру повітря у всіх приміщеннях з використанням ступенів нагріву:

– в спальній не повинно бути занадто жарко, а у ванній, навпаки, тепло;

– в коридорах опалення не потрібно взагалі, а в вітальні необхідно затишне тепло;

– будь-яку з цих температур протягом дня можна змінити.

Система вентиляції забезпечує контроль і регулювання подачі повітря, температури, включення в використовуваному на даний момент приміщенні, відключення при невикористання.

Система контролю вологості автоматично керує узгодженої роботою зволожувачів і вентиляційної системи, підтримуючи комфортний рівень вологості в кожному приміщенні.

Таким чином, організація клімат-контролю у приміщенні дозволить зберегти природні ресурси, тим самим підвищити екологічний рівень планети; дозволить заощадити фінансові засоби, при цьому забезпечуючи комфортні умови для здоров'я людини.

1.3 Аналіз існуючих систем управління розумним будинком

В даний час існують різні підходи до системи управління будинком [6]:

BPT −система домашньої автоматизації з розподіленим інтелектом, яка використовує закритий протокол передачі даних. Реалізується управління освітленням, домашньою автоматикою, кондиціонуванням, опаленням, інженерної та охоронною сигналізацією;

LanDrive − платформа для побудови шинних розподілених систем управління внутрішнім і вуличним освітленням, силовими навантаженнями, електроприладами, а також такими системами, як опалення, кондиціонування, вентиляція, охоронна сигналізація, контроль доступу і протікання води;

C-Bus −протокол для домашньої автоматизації, а також автоматизації будівель, спортивних споруд, система з розподіленим інтелектом (без центрального процесора) для використання в системах домашньої автоматизації і системах управління освітленням будівель;

AMX − система домашньої автоматизації з закритими протоколами. Спочатку застосовувалися власні шини передачі даних. Нові лінійки обладнання AMX використовують для передачі стандартні протоколи Ethernet, Wi-Fi і Zigbee. Має шлюзи для сполучення з іншими системами (EIB, LON).

На сьогоднішній день з усього різноманіття представлених на ринку розумних систем управління, можна виділити кілька систем, які є типовими представниками в своєму класі [7]:

- централізовані: CRESTRON;
- децентралізовані EIB;
- змішані (псевдодецентралізованние) X-10.

Розглянемо особливості, переваги і недоліки кожної з них.

Система управління будинком Crestron – це централізована система управління. Зазвичай вона будується на основі застосування широкого спектра керуючих центральних контролерів і безлічі виконавчо-командних блоків. Керуючі контролери Crestron володіють великим набором вбудованих можливостей, високою продуктивністю і достатньою гнучкістю.

Відмінні якості систем управління Crestron:

- можливість зібрати в єдиний комплекс всі розрізнені системи життєзабезпечення;
- інтегроване управління з єдиного центру;
- респектабельний дизайн і функціональність дисплеїв;
- зручність інтерфейсу кольорових, настінних, сенсорних панелей; впізнаваність і престижність.

Основною метою додатків системи управління Crestron є автоматизація об'єктів оточення. Дане обладнання застосовується для інтегрованого управління аудіо-відео системами, освітленням, шторами, жалюзі, мікрокліматом, системами безпеки.

Система дозволяє з єдиної панелі управління [8]:

- здійснювати необхідні регулювання - включення / вимикання акустичних систем;
- установку рівня гучності;
- рівня освітленості;
- відкриття / закриття штор;

– вибирати бажане джерело інформації (комп'ютер, супутниковий або звичайний тюнер);

– управляти пристроями для відображення інформації (відеопроектором, проектором слайдів, монітором, проекційним екраном).

Однією з основних переваг систем управління Crestron є найширший асортимент інтерфейсів користувача: сенсорні панелі, сенсорні радіо-панелі, клавішні панелі управління, радіо і ІК-пульти.

Сенсорні панелі (настільні і вбудовуємі в стіну) характеризуються високою роздільною здатністю, кольоровими сенсорними екранами XVGA і створюють живе, чітке графічне зображення. Екрани мають розмір 15 або 12 дюймів, можуть бути настільними або вбудованими, мають plug-in модулі для Ethernet, комп'ютера, відео та аудіо, бездротових з'єднань, сенсорні радіо-панелі. У постачаємих моделях використовується поліпшена RF-технологія Crestron, що дозволяє здійснювати управління по радіоканалу і не бути прив'язаним до певного місця приміщення.

Клавішні панелі забезпечують просте управління широким спектром функцій. Кнопки з підсвічуванням дають можливість використовувати панелі в будь-який час доби. Вони дозволяють програвати WAV-файли, мають вбудовані температурними сенсорами, дозволяючи управляти системою кліматконтролю з будь-якої кімнати.

Радіо і ІК-пульти забезпечують дистанційне керування всіма приладами вдома.

Система управління будинком Crestron має деякі недоліки: найвища ціна; обмежений вибір дизайнерських рішень зовнішнього вигляду і кольорів сенсорних і клавішних пультів управління.

Система управління будинком EIB – це європейський стандарт міжнародної асоціації EIBA (European Installtion Bus Association), яка об'єднує десятки провідних європейських виробників електротехнічної продукції. Система EIB децентралізована. Децентралізоване управління здійснюється в межах пристроїв –чи є вони передавачами або приймачами, вони зв'язуються

один з одним безпосередньо, без ієрархії або мережевого контролюючого пристрою.

Всі пристрої (компоненти, абоненти) обмінюються інформацією по загальному каналу - шині EIB відповідно до протоколу шини. Компоненти здійснюють передачу послідовно, асинхронно (система є подієво-керованої), конфлікти вирішуються розстановкою пріоритетів повідомлень. Передана інформація збирається в телеграми і через шину передається від джерела (сенсора, датчика) приймача (активатора, корисне навантаження) або групі приймачів. Повідомлення отримують всі абоненти, але реагують на нього тільки ті, кому воно адресоване. У разі успішної передачі кожен приймач підтверджує отримання телеграми. При відсутності підтвердження передача повторюється. Після трьох невдалих спроб передача припиняється, а в пристрої передавача фіксується інформація про несправності.

Мережа EIB відрізняється простою, наочною ієрархічною структурою, створеною спеціально для схемотехніки будівель, а в пристроях передавача фіксується інформація про несправності.

Системи EIB інтегруються в енергетичні системи будівель, будинків або квартир і здійснюють [8]:

- управління енергоспоживанням;
- управління освітленням;
- управління мікрокліматом (опалення, кондиціонування, вентиляція);
- оперативний контроль, індикацію, моніторинг;
- охорону і сигналізацію;
- управління жалюзі;
- взаємодія з іншими системами.

Система EIB встановлюється як у великих будинках (банки, лікарні, школи, виробництво), так і в приватних котеджах і квартирах. Система керує всім комплексом електрики.

Переваги системи EIB:

- система управління, виконана на EIB, повністю автономна і незалежна від працездатності комп'ютера;
- надійна в роботі, елегантна у виконанні, багатофункціональна і дозволяє гнучко перепрограмувати систему під бажання користувача;
- вибір зовнішнього вигляду універсальних вимикачів для EIB величезний і представлений різними виробниками: ABB, BERKER, GIRA, MERTEN, JUNG, SIEMENS.
- відмінне опрацювання програмно-апаратного забезпечення компонентів, величезні можливості розширення;
- хороші засоби створення графічного інтерфейсу.

Система управління будинком EIB має недоліки:

- досить висока ціна;
- невисока швидкість передачі команди (близько 0,3 сек);
- низька перешкодозахищеність;
- неможливість обладнання великого об'єкта через обмежений адресного простору;
- невеликий асортимент датчиків руху.

Система управління будинком X-10 − це перевірена технологія, що одержала широке поширення на ринках США і Європи, яка використовує широкий стандарт в області домашньої автоматизації [9].

X-10 − метод і протокол передачі керуючих сигналів-команд (включити, вимкнути, яскравіше, темніше) по силовій електропроводці на електронні модулі, до яких підключені керовані електропобутові та освітлювальні прилади.

З функціональної точки зору мережа X-10 включає наступні компоненти:

- передавачі,
- приймачі,
- трансивери,
- пульти дистанційного управління (ДУ),
- лінійне обладнання,
- вимірювальне обладнання.

Передавачі дозволяють передавати спеціальні коди команд в форматі X-10 по електромережі. Такими пристроями є: програмовані таймери, що посилають сигнали в потрібний час; комп'ютерні модулі, що виконують задані програми з управління електроприладами; датчики температури, освітленості, руху та ін., які при настанні певних подій посилають відповідні сигнали приймачів.

Приймачі приймають команди X-10 і виконують їх: включають або вимикають світло, регулюють освітленість.

Трансивери приймають сигнали від інфрачервоних або радіо пультів дистанційного керування і передають їх в електромережу, перетворивши в формат X-10.

Пульти ДУ забезпечують дистанційне керування пристроями X-10 по ІК або радіо каналах. Найбільш зручні універсальні пульти дистанційного керування, з їх допомогою можна управляти як пристроями X-10, так і аудіо / відео апаратурою.

Лінійне обладнання −повторювачі / ретранслятори сигналів, фільтри стрибків напруги або струму, протівопомеховие фільтри, блокатори сигналів. Ці пристрої використовуються для підвищення надійності і безвідмовності системи в цілому. Хоча в простих системах можливе досягнення чудових результатів і без використання цих коштів, але завжди краще підстрахуватися.

Вимірювальне обладнання −використовується для вимірювання рівнів корисних сигналів X-10 і перешкод в електромережі при виконанні монтажних і пуско-налагоджувальних робіт.

Система X-10 має такі переваги:

- низька ціна;
- легкий монтаж компонентів в стандартному електрощиті, або просте включення модулів в електричні розетки;
- елементарне програмування;
- відкритий протокол;

- можливість легкої інтеграції в будь-яку систему управління від самих різних виробників;
- сумісність з будь-якими електроустановочними виробами від більшості виробників;
- засобів візуалізації багато, але від сторонніх розробників.

Система X-10 має такі недоліки:

- низька швидкість передачі інформації;
- низька перешкодозахищеність, перешкоди в електромережі легко можуть перекрити корисний сигнал;
- проблема помилкового спрацьовування від перешкод в електромережі;
- відсутність зворотного зв'язку приймача з передавачем;
- можливі конфлікти пристроїв X10 різних виробників;
- можливий несанкціонований доступ до пристроїв X-10 по електромережі.

За результатами аналізу існуючих систем автоматизованого управління розумним будинком можна робити такі висновки: найнадійнішою системою управління будинком є централізовані система, так як вона забезпечує високу швидкість роботи, інтегроване управління з єдиного центру; зручність інтерфейсу кольорових, настінних, сенсорних панелей; система управління будинком на основі мікроконтролера дає можливість з'єднання з іншими системами від різних фірм.

1.4 Аналіз існуючих методів вирішення задачі прогнозування показників клімат контролю в системах Internet of Things

В роботі проаналізовані статистичні методи: кореляційний аналіз, регресійний аналіз, кластерний аналіз. Однак кожен з цих методів має свої

недоліки для вирішення поставленої задачі.

Кореляційний аналіз дозволяє визначити форми зв'язку між параметрами, виміряти щільність зв'язку, виявити вплив факторів на результативну ознаку. Але цей метод дослідження дозволяє працювати тільки з випадковими вхідними величинами, що відповідають певним вимогам, при невиконанні яких моделі можуть бути неадекватними, а також вимагає достатню кількість спостережень. Задачу прогнозування кореляційний аналіз не дозволяє вирішувати [10].

Застосування кореляційного аналізу тісно пов'язане з регресійним аналізом. На відміну від кореляційного аналізу регресійний аналіз не з'ясовує чи істотний зв'язок, а займається пошуком моделі цього зв'язку, вираженої у функції регресії. Регресійний аналіз дозволяє прогнозувати значення залежної змінної за допомогою набору незалежних, а потім визначати адекватність отриманої моделі і проводити її оцінку [10].

Регресійний аналіз є надійним та ефективним методом, якщо вхідні дані і регресійна модель задовольняють всім припущенням, необхідним для цього методу. Просторові дані часто порушують припущення і вимоги методу найменших квадратів, що лежить в основі регресійного аналізу, тому важливо використовувати інструменти регресії в союзі з відповідними інструментами діагностики, які дозволяють оцінити, чи є регресія відповідним методом для такого аналізу.

Важливою проблемою, яка виникає при оцінюванні параметрів регресійних моделей, є наявність грубих помилок серед набору аналізованих даних. Ці помилки можуть виникати внаслідок неправильних дій дослідника, збоїв у роботі апаратури, неконтрольованих короткотривалих сильних зовнішніх впливів на досліджувану систему тощо.

Серйозною перешкодою для багатьох регресійних моделей є помилка специфікації. Модель помилки специфікації − це неповна модель, в якій відсутні важливі незалежні змінні, тому вона неадекватно представляє залежну величину, що користувач намагається моделювати або передбачати. Помилка

специфікації стає очевидною, коли в відхиленнях регресійної моделі спостерігається статистично значуща просторова автокореляція, або коли відхилення моделі кластеризуються в просторі.

Крім регресійного і кореляційного аналізу в роботі розглянуто кластерний аналіз. Даний вид аналізу для прогнозування показників навколишнього середовища не може використовуватись, його доцільно застосовувати для розпізнавання користувачів в системі безпеки розумного дому і надання тих чи інших прав в системі.

Нейронні мережі різної архітектури та алгоритми машинного навчання можуть бути вирішені для поставленої задачі.

Машинне навчання (machine learning, ML) – клас методів штучного інтелекту, характерною рисою яких є не пряме рішення задачі, а навчання в процесі застосування рішень безлічі подібних завдань. Для побудови таких методів використовуються засоби математичної статистики, чисельних методів, методів оптимізації, теорії ймовірностей, теорії графів, різні методи роботи з даними.

Одним з методів машинного навчання є нейронні мережі.

Нейронна мережа являє собою спробу за допомогою математичних моделей відтворити роботу людського мозку для створення машин, що володіють штучним інтелектом.

Штучна нейронна мережа зазвичай навчається з учителем. Це означає наявність навчального набору (dataset), який містить приклади з істинними значеннями: тегами, класами, показниками.

Раніше необхідно було генерувати ознаки вручну, чим більше ознак і точніше підібрані ваги, тим точніше відповідь. Нейронна мережа дозволила автоматизувати цей процес.

Штучна нейронна мережа складається з трьох компонентів (рисунок 1.2):

- вхідний шар (input layer);
- приховані (обчислювальні) шари (hidden layers);
- вихідний шар (output layer).

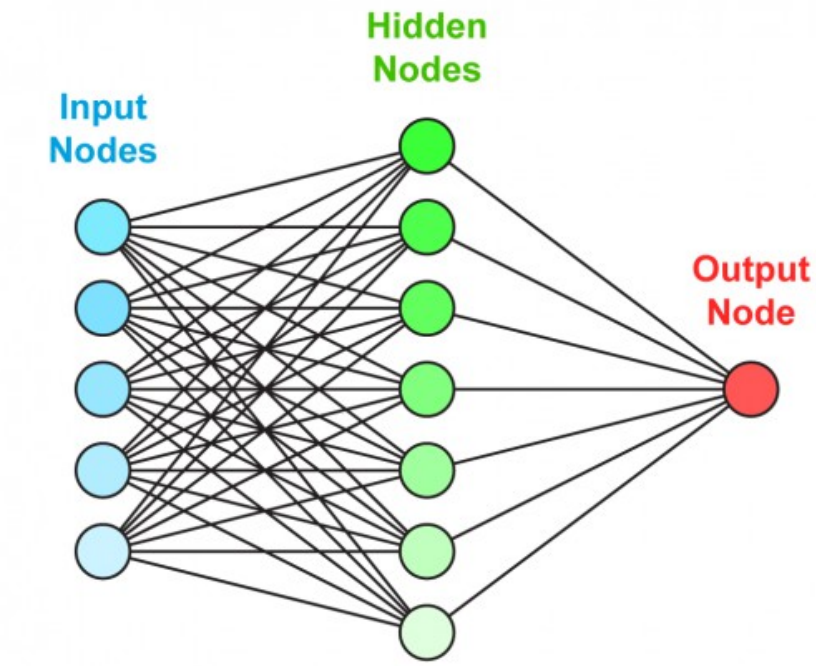

Рисунок 1.2 –Штучна нейронна мережа

Можливість навчання − одна з головних переваг нейронних мереж перед традиційними статистичними методами.

Технічно навчання полягає в знаходженні коефіцієнтів зв'язків між нейронами. В процесі навчання нейронна мережа здатна виявляти складні залежності між вхідними та вихідними даними, а також виконувати узагальнення [11].

Для навчання нейронної мережі необхідно мати вибірку навчальних даних −динамічних показників навколишнього середовища та приміщення. Навчання представляє послідовність ітерацій, в ході якої підбираються вагові коефіцієнти нейронів на основі зіставлення динаміки вхідних даних і існуючих алгоритмічних ланцюгів нейромережі з подальшим коректуванням останніх.

1.5 Постановка задачі

Об’єктом дослідження є система Internet of Things та її складова − система Smart Home.

Предметом дослідження є методи машинного навчання та нейронні мережі.

Метою даної роботи є дослідження методів прогнозування показників клімат контролю (температура повітря, рівень вологості, кондиціювання, фільтрація повітря) для розробки системи «Розумний будинок», що об'єднує всі прилади в приміщенні (кондиціонери, спліт-системи, теплі підлоги, радіатори) в єдину мережу.

Для реалізації цієї мети в роботі необхідно:

- дослідити методи машинного навчання, обгрунтувати використання нейронних мереж для вирішення задачі прогнозування показників клімат контролю в системах Розумного дому;
- представити систему управління на основі нейронної мережі для створення системи Smart Home;
- обрати тип і архітектуру нейронної мережі, обгрунтувати вибір алгоритму навчання;
- побудувати штучну нейронну мережу для прогнозування показників клімат контролю та виконати її навчання;
- виконати імітаційне моделювання розробленої штучної нейронної мережі та програмну реалізацію системи.

–

2. ДОСЛІДЖЕННЯ АРХІТЕКТУРИ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ТА АЛГОРИТМУ ЇЇ НАВЧАННЯ

2.1 Обгрунтування вибору типу і архітектури нейронної мережі

У першому розділі проаналізовано різні методи статистичного аналізу і методи машинного навчання для вирішення задачі дослідження методів прогнозування показників клімат контролю в системах Internet of Things.

При роботі з штучними нейронними мережами необхідно виконати два основних етапи:

- вибір типу і архітектури;
- навчання.

Проведемо дослідження першого етапу – вибір типу і архітектури нейронної мережі. Властивості штучної нейронної мережі значною мірою визначаються їх топологією (архітектурою).

Існує два основних типи штучних нейронних мережевих топологій – з прямим зв'язком і зворотним зв'язком (є також радіально-базисні і самоорганізуються карти).

Розглянемо нейронні мережі з прямим зв'язком і зі зворотним зв'язком більш докладно.

У нейронних мережах з прямим зв'язком (рисунок 2.1) поток інформації є односпрямованим. блок передає інформацію на інші одиниці, від яких він НЕ отримує ніякий інформації. немає петлі зворотного зв'язку, рух сигналу в зворотному напрямку не здійснюється і в принципі неможливо. Входи і виходи фіксовані [12].

Нейронні мережі з прямим зв'язком поширені широко і на сьогоднішній день успішно вирішують завдання розпізнавання образів, прогнозування та кластеризації.

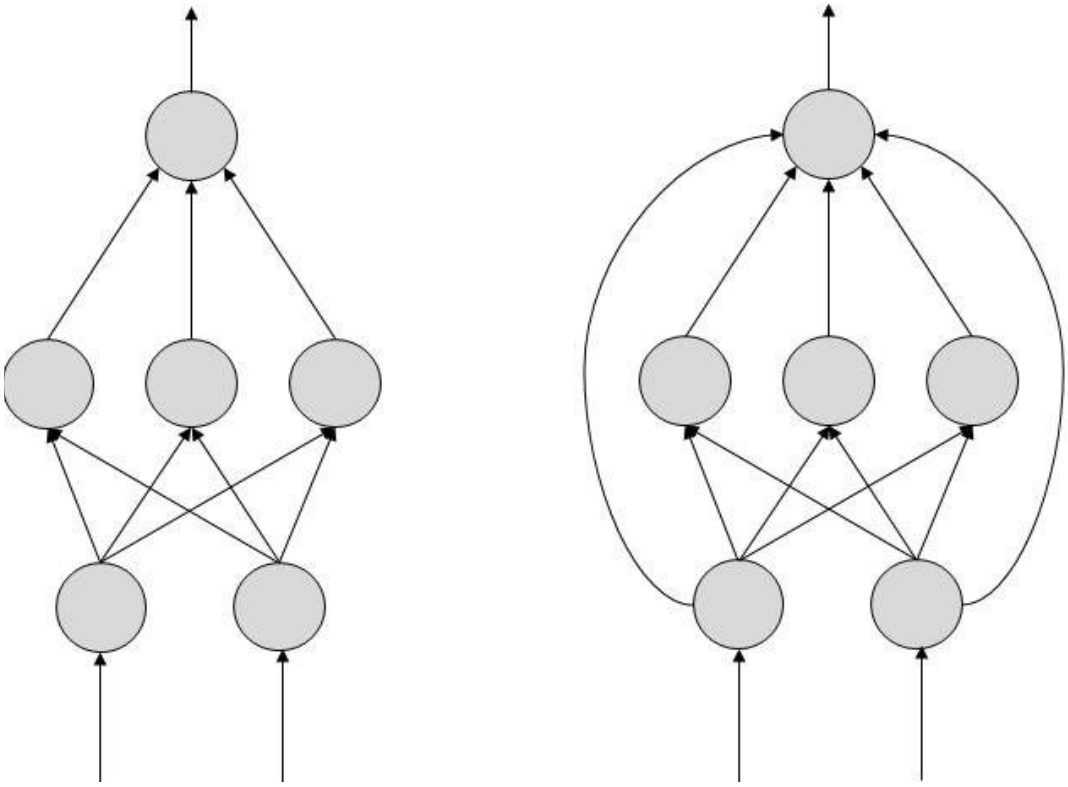

Рисунок 2.1−Нейронні мережі з прямим зв'язком

У нейронних мережах зі зворотним зв'язком (рисунок 2.2) допускаються петлі зворотного зв'язку: сигнал рухається і в прямому, і в зворотному напрямку. У підсумку результат виходу здатний повертатися на вхід. Вихід нейрона визначається ваговими характеристиками і вхідними сигналами, плюс доповнюється попередніми виходами, знову повернулися на вхід. Цим нейромереж властива функція короткочасної пам'яті, на підставі чого сигнали відновлюються і доповнюються під час їх обробки [12].

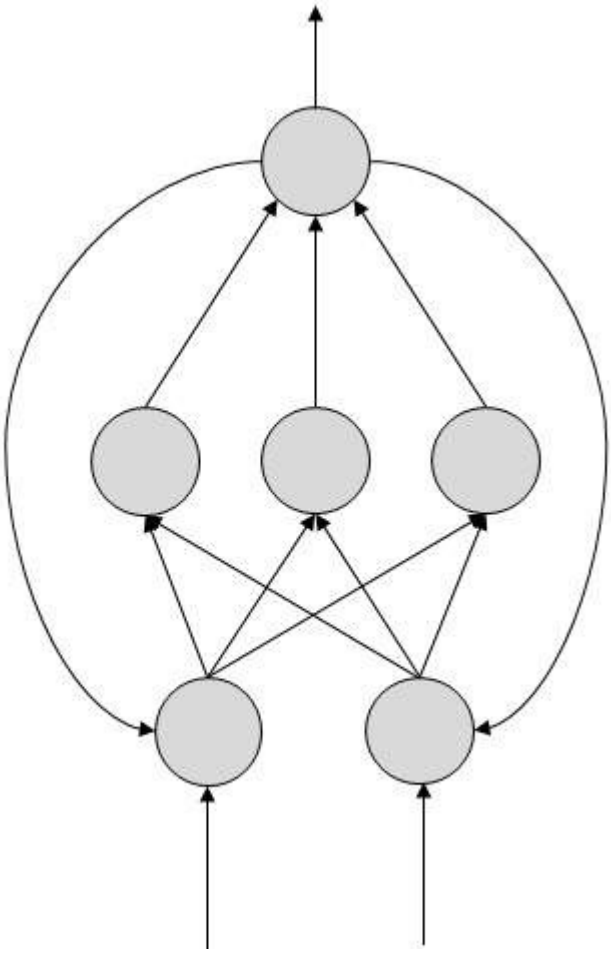

Рисунок 2.2–Нейронні мережі зі зворотним зв'язком

Архітектура нейронної мережі вибирається відповідно до виду розв'язуваної задачі

Нейронні мережі дозволяють вирішувати різні види завдань, класичними є два основні завдання: класифікації та прогнозування. Розглянемо основні види завдань, для кожної сфери рекомендується використовувати певну архітектуру мережі [13]:

– розпізнавання образів:перцептрон,згорткові нейронні мережі,мережі адаптивного резонансу,мережу радіально-базисних функцій;

– прийняття рішень і управління: одно-і багатошаровий перцептрон;

– кластеризація: перцептрон, самоорганізована карта Кохонена,мережі адаптивного резонансу;

– прогнозування: перцептрон, змішане навчання,мережу радіально-базисних функцій;

– стиснення даних і асоціативна пам'ять: перцептрон, нейронна мережа Хопфілда;

– аналіз даних: перцептрон,самоорганізована карта Кохонена;

– оптимізація: самоорганізована карта Кохонена.

Архітектур нейронних мереж велика кількість, і з часом з'являються нові. Розглянемо найбільш часто зустрічаються базові архітектури: одношаровий перцептрон, багатошаровий перцептрон, сверточное архітектура, рекуррентная архітектура.

Одношаровий персептрон - це найпростіша модель нейромережі, що складається з одного нейрона. Нейрон може мати довільну кількість входів (на рис. 2.3 зображено приклад виду персептрона з n входами), а один з них зазвичай тотожно дорівнює 1. Цей одиничний вхід називають зміщенням, його використання іноді буває дуже зручним.

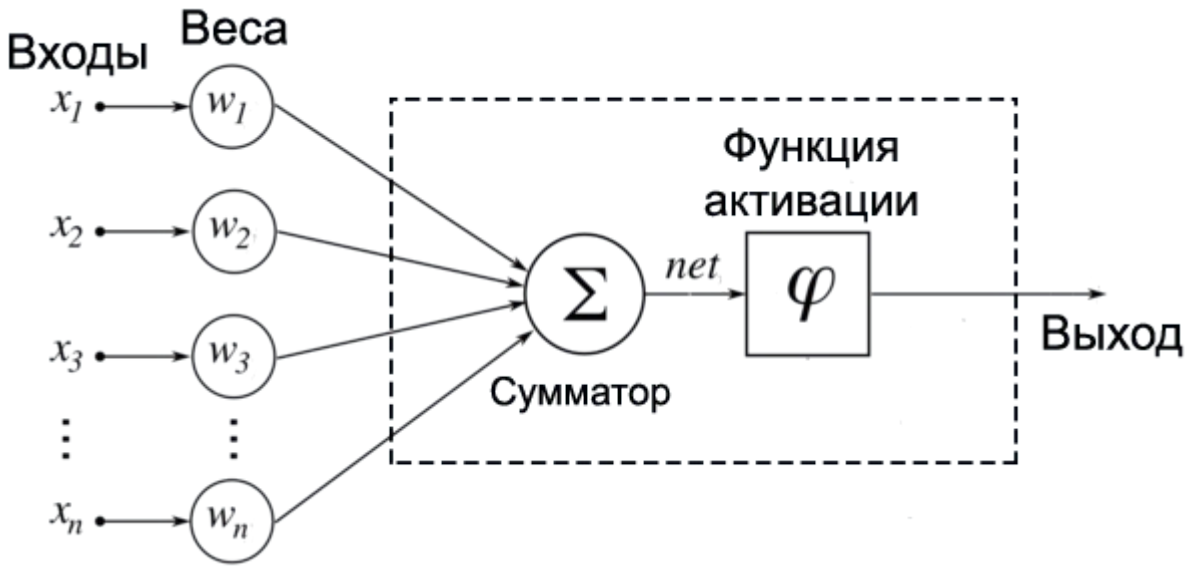

Рисунок 2.3–Приклад архітектури персептрона.

Кожен вхід має свою власну вагу. При надходженні сигналу в нейрон, обчислюється зважена сума сигналів, потім до сигналу застосовується функція активації і сигнал передається на вихід. така проста на перший погляд мережу, всього з одного-єдиного нейрона, здатна вирішувати ряд завдань: виконувати найпростіший прогноз, регресію даних, а також моделювати поведінку нескладних функцій. Головне для ефективності роботи цієї мережі - лінійна роздільність даних [14].

Багатошаровий персептрон є узагальненням одношарового персептрона. Він складається з певної кількості вхідних вузлів, декількох прихованих шарів обчислювальних нейронів і вихідного шару (рис. 2.4).

Шаром називають об'єднання нейронів, шари зображуються у вигляді одного вертикального ряду або горизонтального).

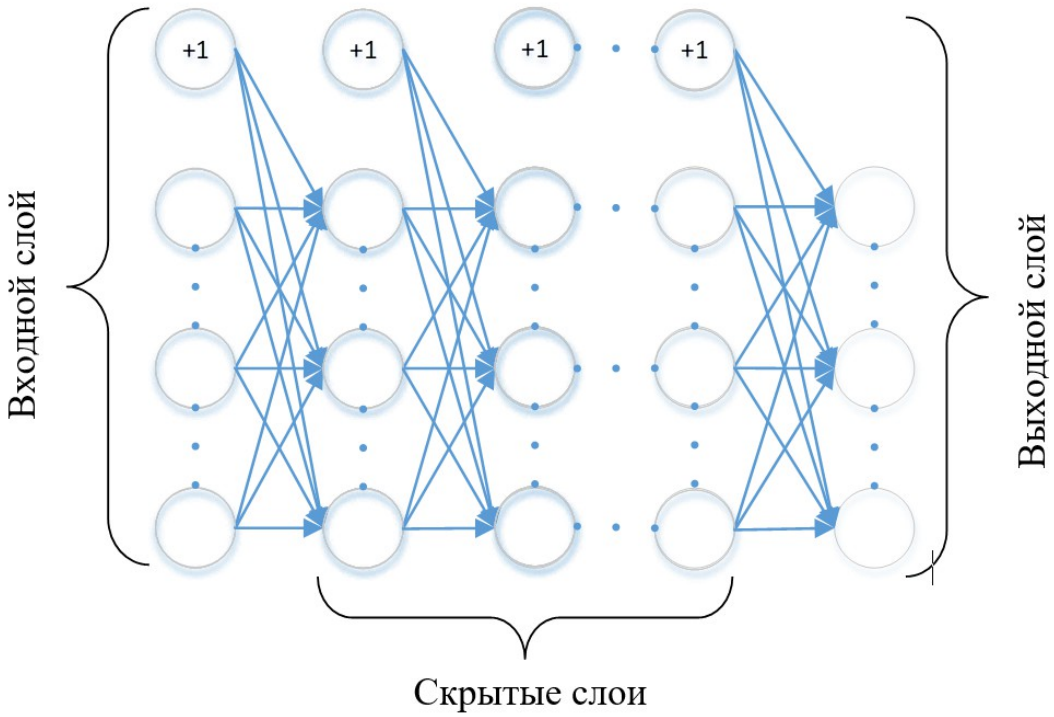

Рисунок 2.4–Архітектура багатошарового персептрона

Відмінні ознаки багатошарового персептрона [15]:

-всі нейрони мають нелінійну функцією активації, яка є диференцыіюєма;

-мережу досягає високого ступеня зв'язності за допомогою синаптичних з'єднань;

-мережа має один або кілька прихованих шарів.

Такі багатошарові мережі ще називають глибинними. Ця мережа потрібна для вирішення завдань, які не можуть бути вирішені за допомогою одношарового персептрона, наприклад, лінійно нероздільних завдань. Саме багатошаровий персептрон є єдиною універсальною нейронною мережею, універсальним аппроксіматором, здатним вирішити будь-яке завдання, хоча не найефективнішим способом, який могли б забезпечити більш вузькопрофільні нейромережі. Саме тому, якщо дослідник не впевнений, нейросеть якого виду підходить для вирішення що стоїть перед ним завдання, вибирається спочатку багатошаровий персептрон [15].

Згорткова нейронна мережа успішно застосовується для вирішення широкого класу задач пов'язаних з розпізнаванням патернів (розпізнавання осіб розпізнавання тривимірних об'єктів, передбачення погоди, автоматичне керування. Широке застосування обумовлене можливістю обліку двовимірної топології зображення, на відміну від багатошарового персептрона.

Нейронна мережа складається з пар шарів −шарів підвибірки і шарів згортки, кожен з яких в свою чергу складається з карт ознак. Кожна карта ознак в ідеалі фільтрує зображення, знаходячи якийсь один певний, специфічний для даної карти, ознака (наприклад, перша карта шукає кола, друга квадрати) [16].

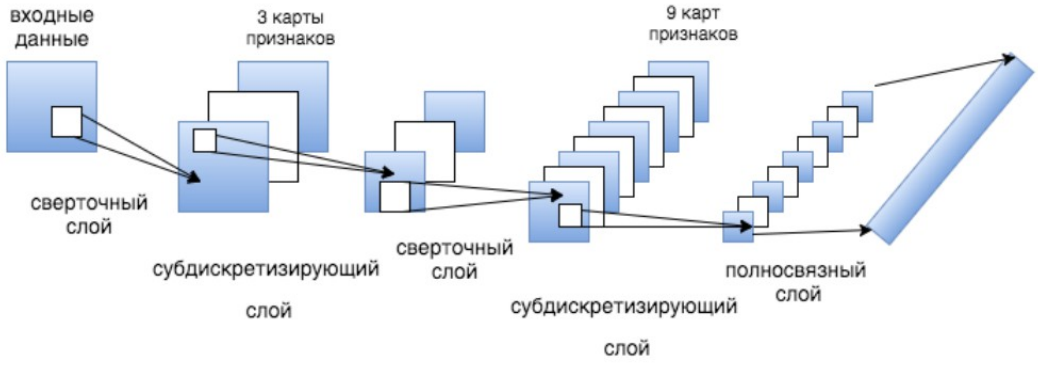

Рисунок 2.5− Згорткова архітектура нейронної мережі

У традиційних нейронних мережах мається на увазі, що всі входи і виходи незалежні. Ідея рекурентной мережі, представленої на рисунку 2.6, полягає в послідовному використанні інформації. Тобто мережі виконують одну і ту ж задачу для кожного елемента послідовності, причому вихід залежить від попередніх обчислень, це мережі, у яких є «пам'ять», яка враховує попередню інформацію (наприклад, передбачення нових слів на основі попередніх) [17].

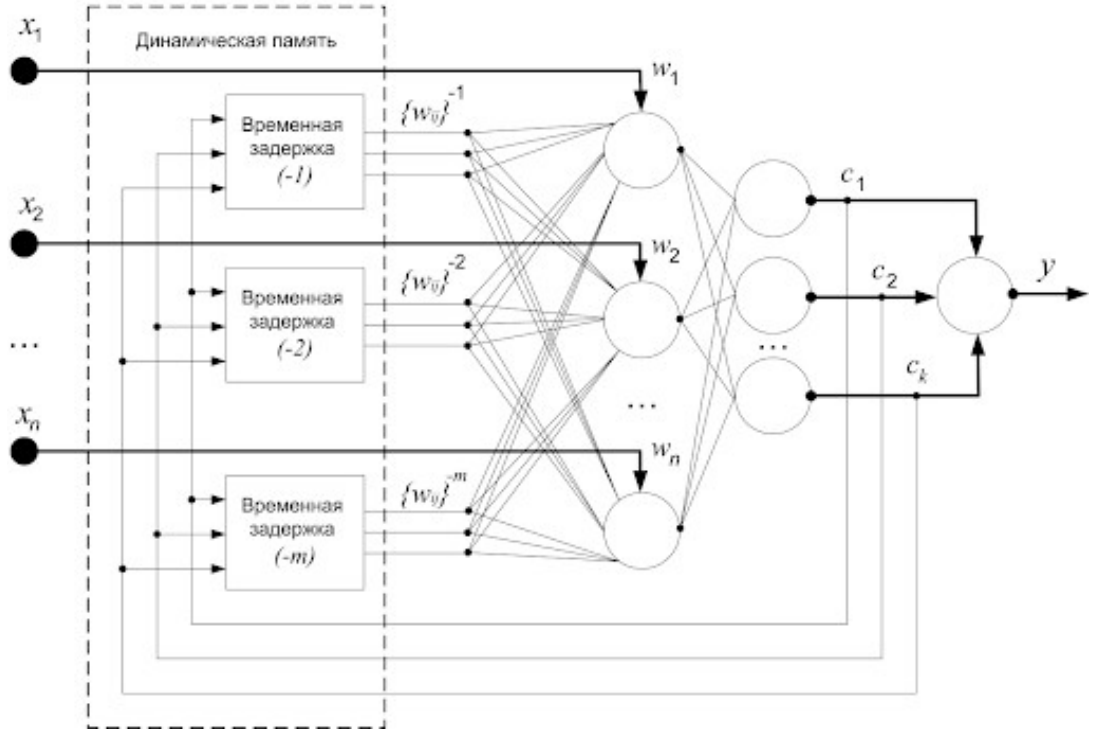

Рисунок 2.6 − Рекурентна архітектура нейронної мережі

Для вирішення поставленого завдання виберемо архітектуру нейронної мережі – багатошаровий персептрон. Це обумовлено тим, що незалежно від додаваємого в перспективі функціоналу (не тільки показників клімат контролю, а й, наприклад, параметрів освітленості, безпеки), архітектура мережі залишиться незмінною завдяки тому, що можна додавати стільки шарів, скільки необхідно додати нових параметрів без зміни архітектури нейронной мережі.

Це дозволяє розширювати сферу використання нейронної мережі та створити і використовувати єдину систему інтелектуального будинку.

2.2 Обгрунтування алгоритму навчання нейронної мережі

Другий етап при роботі з нейронними мережами − це навчання. Можливість навчання −одна з головних переваг нейронних мереж перед традиційними алгоритмами.

Навчання - це процес, в якому вільні параметри нейронної мережі настроюються за допомогою моделювання середовища, в яку ця мережа вбудована. Тип навчання визначається способом підстроювання цих параметрів.

Існує три підходи до навчання нейронних мереж [18]: навчання з учителем (supervised learning), навчання без вчителя (unsupervised learning) і навчання з підкріпленням (reinforcement learning).

При навчанні з учителем (схема зображена на рисунку 2.7) на вхід мережі подаються набори вхідних сигналів (об'єктів), для яких заздалегідь відомий правильну відповідь (навчальна множина). Ваги змінюються за певними правилами в залежності від того, чи правильний вихідний сигнал видала мережу.

Рисунок 2.7 − Схема навчання нейронної мережі з учителем

При навчанні без учителя (рисунок 2.8) на вхід мережі подаються об'єкти, для яких правильний вихідний сигнал заздалегідь не відомий.

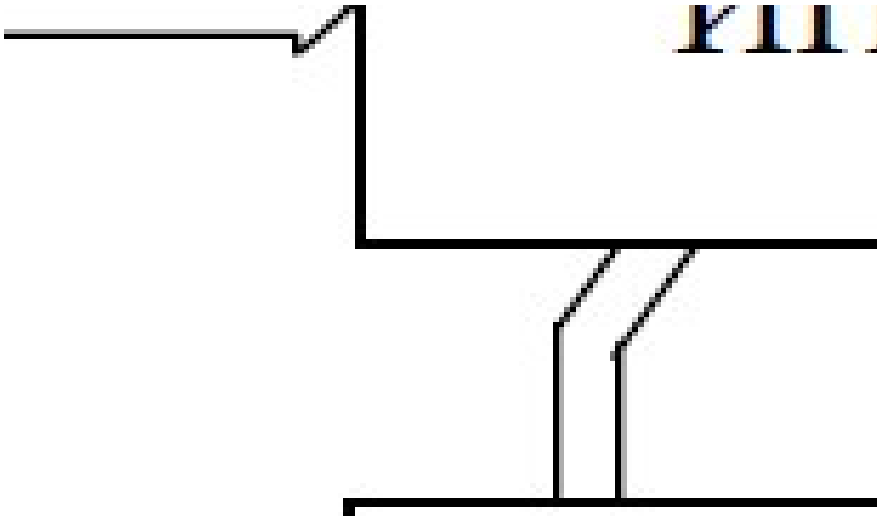

Рисунок 2.8 − Схема навчання нейронної мережі без учителя (самонавчання)

Навчання з підкріпленням (рисунок 2.9) передбачає наявність зовнішнього середовища, з яким взаємодіє мережа. Навчання відбувається

завдяки критику, що представляє адаптивний елемент, на підставі сигналів, отриманих від зовнішнього середовища.

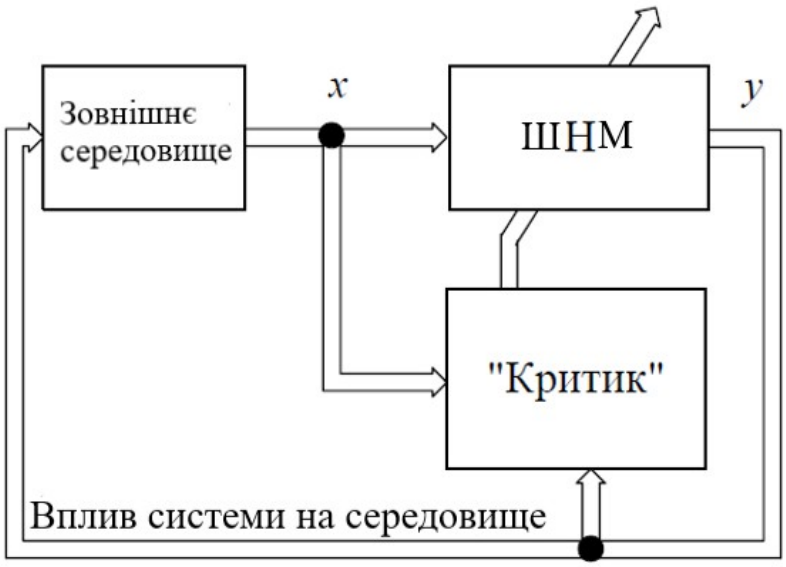

Рисунок 2.9 − Схема навчання нейронної мережі з подкріпленням

Визначення процесу навчання нейронної мережі передбачає наступну послідовність подій [19]:

1. У нейронну мережу надходять стимули із зовнішнього середовища.
2. В результаті надходження сигналів змінюються вільні параметри нейронної мережі.
3. Після зміни внутрішньої структури нейронна мережа відповідає на порушення вже іншим чином.

Список чітких правил вирішення проблеми навчання нейронної мережі називається алгоритмом навчання. Не існує універсального алгоритму навчання, відповідного для всіх архітектур нейронних мереж. Існує лише набір засобів, представлений безліччю алгоритмів навчання, кожен з яких має свої переваги. Алгоритми навчання відрізняються один від одного способом налаштування синаптичних ваг нейронів.

Основним алгоритмом навчання є алгоритм зворотного поширення (back propagation) − це алгоритм навчання, в якому помилка поширюється від

вихідного шару до вхідного, тобто в напрямку, протилежному напрямку поширення сигналу при нормальному функціонуванні мережі [20].

Існує два підходи по всім верствам мережі для навчання алгоритму зворотного поширення помилки: прямий і зворотний. При прямому проході вхідний вектор подається на вхідний прошарок нейронної мережі, після чого розділяється по мережі від шару до шару. У процесі проводиться набір вихідних сигналів які є дійсною реакцією мережі на наявний вхідний образ. Під час прямого проходу все синаптичні ваги мережі фіксовані, а при зворотному проході все синаптичні ваги налаштовуються відповідно до правила корекції помилок. Фактичний вихід мережі виводитися з бажаного, в результаті цього формується сигнал помилки. Цей сигнал після поширюється по мережі в напрямку, протилежному напрямку синаптичних зв'язків. Звідси і назва алгоритм зворотного поширення помилки.

Для навчання обраної архітектури штучної нейронної мережі буде використано метод «навчання з підкріпленням».

Нейронна мережа з підкріпленням завдяки критику намагається знайти кращий спосіб досягнення мети або поліпшення продуктивності для конкретного середовища, включаючи фактори не тільки внутрішнього, але й зовнішнього середовища (наприклад, температура на вулиці, показникі вологості або тиску, дані прогнозу погоди).

При виконанні дій, що сприяють досягненню мети, нейронна мережа «отримує нагороду». Глобальна мета − передбачити такі кроки, щоб заробити максимальну нагороду в кінцевому підсумку. При прийнятті рішення критик вивчає зворотний зв'язок, нові тактики і рішення, здатні привести до більшого виграшу.

Цей підхід виконується ітеративно, використовуючи довгострокову стратегію. Чим більше рівнів з зворотнім зв'язком, тим краще стає стратегія. Такий підхід особливо корисний для навчання агентів, роботів, систем з інтелектуальними пристроями.

Завдяки різноманітності доступних методів, необхідно вибрати відповідний алгоритм і навчити нейронну мережу розбиратися в середовищі.

В якості алгоритму навчання виберемо стандартний алгоритм зворотного поширення помилки. Алгоритм є універсальним для вирішення багатьох задач та має низьку обчислювальну складність.

3. СТВОРЕННЯ МОДЕЛІ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОКАЗНИКІВ КЛІМАТ КОНТРОЛЮ

3.1 Управління на основі нейронної мережі для створення системи Smart Home

Управління розумним будинком, показники клімат контролю якого є динамічними, і системою його управління в умовах структурної і параметричної невизначеності, є важливою задачею штучних нейронних мереж.

У порівнянні зі звичайними системами автоматичного управління, структурна схема якої наведена на рисунку 3.1, нейромежерева система управління має ряд суттєвих переваг, серед яких можливість обробки великих об’ємів сенсорної інформації, що поступає від користувачів, висока швидкодія, що досягається завдяки розпаралелюванню обчислень, можливість роботи із нелінійними об’єктами, про структури і параметри яких нічого невідомо [21–23].

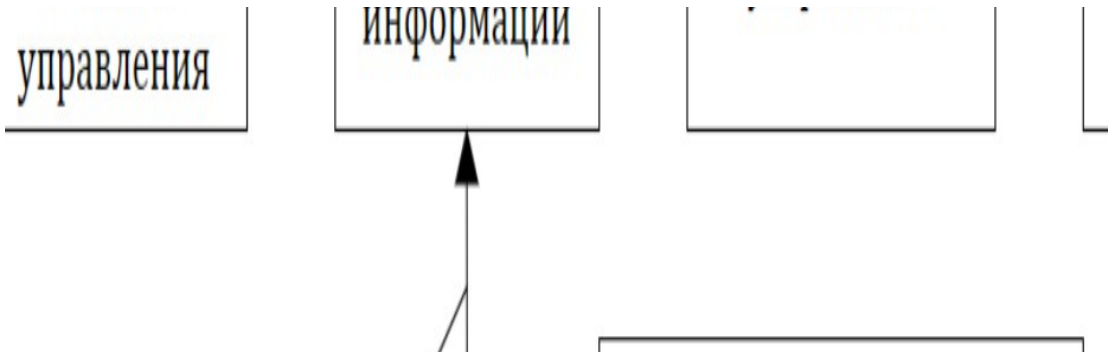

Рисунок 3.1– Структурна схема системи автоматичного управління

На рисунку 3.2 наведена схема адаптивної непрямої системи управління інтелектуальною будівлею за допомогою нейронних мереж.

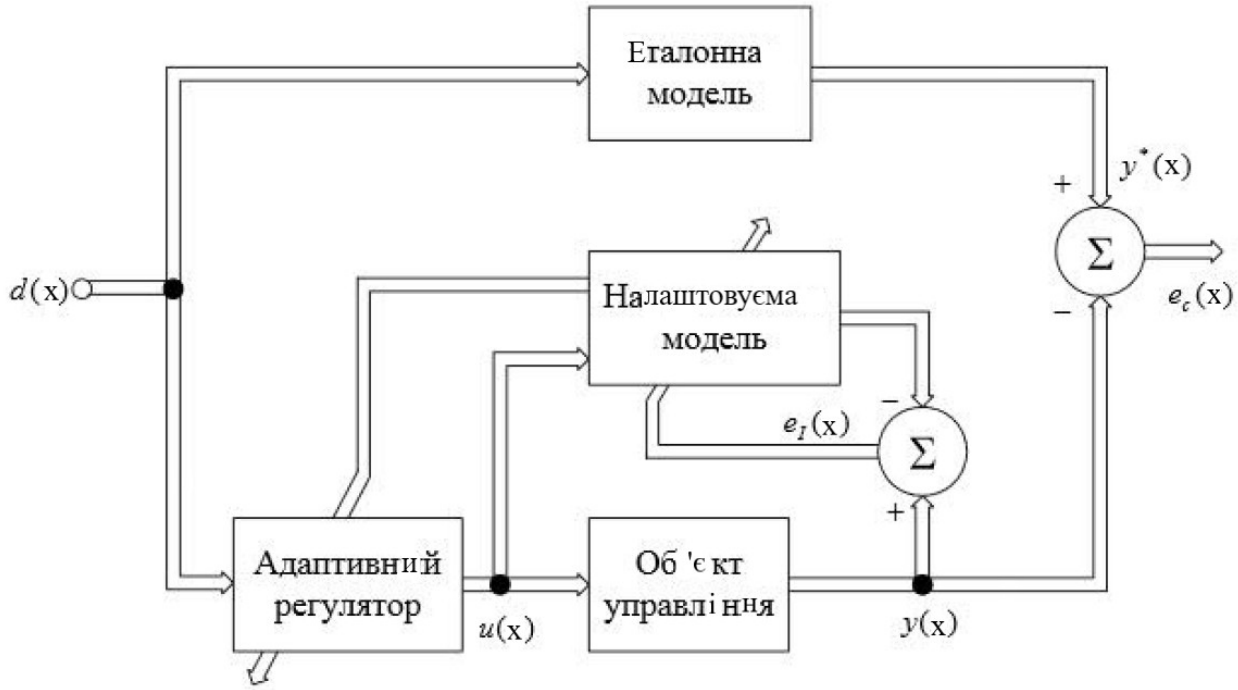

Рисунок 3.2 − Схема адаптивної непрямої системи управління інтелектуальною будівлею за допомогою нейронних мереж

В пункті 1.2 визначені основні контрольовані параметри мікроклімату:

- температура повітря;
- рівень вологості;
- вентиляція та кондиціонування;
- фільтрація повітря.

Кожен цей параметр має відповідні динамічні показники.

На вхід такої системи управління поступає зовнішній сигнал

,

де x_n −динамічні показники навколишнього (зовнішнього) середовища та приміщення:

- x_1 − температура всередині приміщення;
- x_2 − температура зовні приміщення;
- x_3 − рівень вологості всередині приміщення;
- x_4 − рівень вологості зовні приміщення;

- x_5 – показник чистоти повітря (параметри кондиціонування, вентиляції та фільтрації повітря);
- x_6 – показник швидкості руху повітря;
- x_7 –показник прогнозу погоди («as feel as», температура комфорту або жорсткість погоди. На цей інтегральний показник впливає температура повітря, відносна вологість повітря, швидкість вітру та пряме сонячне тепло. Використовуючи додатково значення цього показника, можна заздалегідь спрогнозувати погодні зміни, які потребують змін у мікрокліматі приміщення).

Цей зовнішній сигнал паралельно подається на регулятор і еталонну модель, що визначає бажаєму поведінку об'єкта управління.

В адаптивній непрямі системі управління паралельно об’єкту підключена налаштовуєма модель, параметри якої безперервно уточнюються за допомогою алгоритму адаптивного оцінювання, мінімізуючого в реальному часі цільову функцію від помилки ідентифікації , де – вихідний сигнал реального об’єкта, – вихід налаштовуємої моделі.

Виходами нейронної мережі є:

- y_1 – вихідна температура всередині приміщення;
- y_3 – вихідний рівень вологості всередині приміщення;
- y_5 – вихідний показник чистоти повітря (параметри кондиціонування, вентиляції та фільтрації повітря);
- y_6 – вихідний показник швидкості руху повітря.

Отримуємі параметри налаштовуємої моделі використовуються регулятором в якості оцінок параметрів об’єкту управління, при цьому керуючі впливи $u(x)$, що виробляються регулятором, визначаються шляхом аналітичної мінімізації принятого критерія управління, що представляє функцію від помилки управління , де – вихідний сигнал еталонної моделі.

Чим точніше налаштовуєма модель відслідковує поведінку реального об’єкту, тим менша помилка ідентифікації і тим точніше вихід об’єкта стежить за бажаной траєктроією .

Якість роботи адаптивної непрямої системи повністю визначається ефективністю процесу ідентифікації, оскільки, аналізуючи співвідношення , процес управління зводиться до відстеження адаптивної моделлю поведінки еталонної моделі.

Непряма система має широке поширення, завдяки високій швидкодії і завадостійкості.

3.2 Створення моделі багатошарового персептрону для моделювання системи Smart Home

У пункті 2.1 для вирішення поставленої задачі прогнозування показників клімат контролю обгрунтовано вибір архітектури нейронної мережі багатошаровий персептрон.

Кількість вхідних параметрів нейронної мережі відповідає кількості динамічних показників зовнішнього середовища та приміщення: температура всередині і зовні приміщення; рівень вологості всередині і зовні приміщення; показники чистоти та швидкості руху; показники прогнозу погоди.

Кількість прихованих шарів − три (визначено експериментальним шляхом).

Кількість вихідних параметрів вихідного шару відповідає кількості вихідних динамічних показників всередині приміщення: вихідна температура всередині приміщення; вихідний рівень вологості всередині приміщення; вихідний показник чистоти повітря; вихідний показник швидкості руху повітря.

Архітектура нейронної мережі задачі прогнозування показників клімат контролю представлена на рисунку 3.3.

Рисунок 3.3 – Архітектура нейронної мережі задачі прогнозування показників клімат контролю

Незважаючи на велику різноманітність варіантів нейронних мереж, всі вони мають загальні риси. Всі вони складаються з великого числа пов'язаних між собою однотипних елементів – нейронів. Штучний нейрон складається з синапсів, що пов'язують входи нейрона з ядром; ядра нейрона, яке здійснює обробку вхідних сигналів і аксона, який пов'язує нейрон з нейронами наступного шару. Кожен синапс має вагу, яка визначає, наскільки відповідний вхід нейрона впливає на його стан [24]. Стан нейрона визначається за формулою

, (3.1)

де n- число входів нейрона;

x_i- значення і-го входу нейрона;

w_i- вага і-го синапсу.

Потім визначається значення аксона за формулою

,

де f – активаційна функція. Найбільш часто в якості активаційної функції використовується сигмоид, який описується виразом

При зменшенні параметра α сигмоид стає більш пологим, вироджаючись у горизонтальну лінію на рівні 0,5 при α = 0. При збільшенні α сигмоид все більше наближається до функції одиничного стрибка (рисунок 3.4).

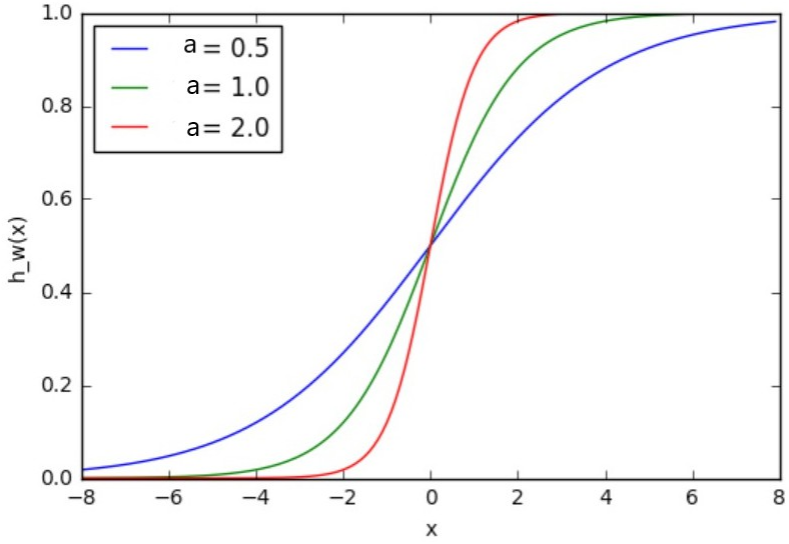

Рисунок 3.4 – Графік активаціної функції нейронної мережі

3.2 Навчання нейронної мережі для моделювання системи Smart Home

Розглянемо алгоритм навчання побудованої нейронної мережі задачі прогнозування показників клімат контролю.

Нейронні мережі зворотного поширення – це потужний інструмент пошуку закономірностей, прогнозування, якісного аналізу. Назву мережі зворотного поширення (back propagation) вони отримали через використовуваний алгоритм навчання, в якому помилка поширюється від вихідного шару до вхідного, тобто в напрямку, протилежному напрямку поширення сигналу при нормальному функціонуванні мережі [25].

Нейронна мережа зворотного поширення складається з декількох шарів нейронів, причому кожен нейрон шару *i* пов'язаний з кожним нейроном шару *(i+1)*, тобто це повнозв’язна нейронна мережа.

У загальному випадку задача навчання нейронної мережі зводиться до знаходження функціональної залежності , де X - вхідний, а Y - вихідний вектори.

У загальному випадку така задача, при обмеженому наборі вхідних даних, має безліч рішень. Для обмеження простору пошуку при навчанні ставиться завдання мінімізації цільової функції помилки, яка знаходиться за методом найменших квадратів

де y_j − значення j-го виходу нейромережі,

d_j − цільове значення j-го виходу,

p − число нейронів у вихідному шарі.

Навчання нейромережі виконується методом градієнтного спуску, тобто на кожній ітерації зміна ваги здійснюється за формулою

, *(3.2)*

де h − параметр, що визначає швидкість навчання

, *(3.3)*

де

y_j − значення виходу j-го нейрона,

S_j − зважена сума вхідних сигналів, що визначається за формулою *(3.1)*.

При цьому множник виразу *(3.3)*

,

де x_i − значення i-го входу нейрона.

Далі розглянемо визначення першого множника виразу *(3.3)*.

де

k − число нейронів в шарі *(n+1).*

Введемо допоміжну змінну

, *(3.4)*

На основі виразу *(3.4)* визначимо рекурсивну формулу для визначення *n*-ного шару, якщо відомо наступний *(n+1)*-ий шар.

Знаходження останнього шару нейронної мережі виконується з урахуванням відомого цільового вектору, тобто вектору тих значень, які повинна видавати нейронна мережа при даному наборі вхідних значень

Запишемо вираз *(3.2)* в розкритому вигляді

Розглянемо повний алгоритм навчання нейромережі [26-27]:

1. Подати на вхід нейронної мережі один із потрібних образів і визначити значення виходів нейронів нейромережі.
2. Розрахувати вихідний шар нейронної мережі за виразом і розрахувати зміни вагів шару N за виразом .
3. Розрахувати за формулами та параметри для інших шарів нейронної мережі, *n=N-1..1.*
4. Скоригувати всі ваги нейронної мережі

5. Якщо помилка істотна, то перейти на крок 1.

На етапі 2 мережі по черзі у випадковому порядку пред'являються вектора з навчальної послідовності.

Отримана і навчена штучна нейронна мережа є простою при апаратній реалізації і може бути використана в процесі автоматизованого проектування системи «інтелектуального будинку».

Отримана в роботі модель нейронної мережі дозволяє підвищити ефективність роботи системи клімат контролю в «Розумному домі» за рахунок більш стабільних результатів при виконанні прогнозів динамічних показників навколишнього середовища.

4 ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ

4.1 Імітаційне моделювання запропонованої нейронної мережі

Технологія застосування та моделювання нейронних мереж представлена в різних пакетах прикладних програм: MATLAB, Statistica, Deductor, ACILab. Всі ці програмні системи мають станлдартний набір можливостей для створення і навчання нейронних мереж.

MATLAB (Matrix Laboratory) −графічний редактор, який має практично необмежені можливості по збору, аналізу і візуалізації даних, автоматизації математичних розрахунків, створенню алгоритмів, комп'ютерному моделюванню, а також прогнозуванню. Пакет MATLAB має безліч бібліотек і макросів для реалізації технологій машинного навчання і Data Mining.

Галузь його застосування безмежно широка: IoT, фінанси, медицина, космос, автоматика, робототехніка, бездротові системи.

Мова MATLAB − інструмент, що забезпечує взаємодію оператора (часто навіть не програміста) з усіма доступними можливостями аналізу, збору і представлення даних, тому що мова легка для вивчення, має простий і зрозумілий синтаксис.

Крім того, MATLAB створений для виконання у середовищі Java, що дозволяє інтегрувати результати програмування у прикладну програмну систему (за допомогою спеціального комплекту бібліотек Java Access Bridge (JAB)).

Нормалізовані вхідні дані для навчання нейронної мережі представлені на рисунку 4.1.

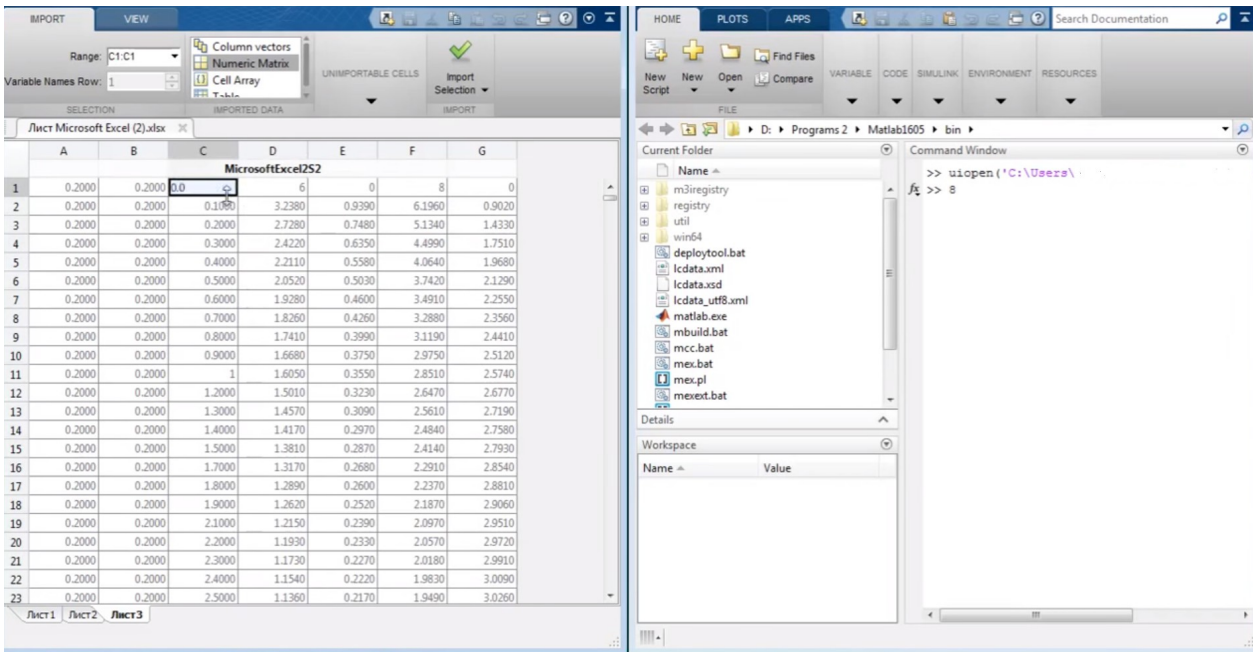

Рисунок 4.1 − Нормалізовані вхідні дані для навчання нейронної мережі

На рисунку 4.2 наведені графіки зібраних температурних даних (в градусах) і даних вологості приміщення (у відсотках) з датчиків Smart Home.

Рисунок 4.2 − Приклад зібраних з датчиків Smart Home температурних даних і даних вологості приміщення

На рисунку 4.3 наведений вибір алгоритму для навчання нейронної мережі.

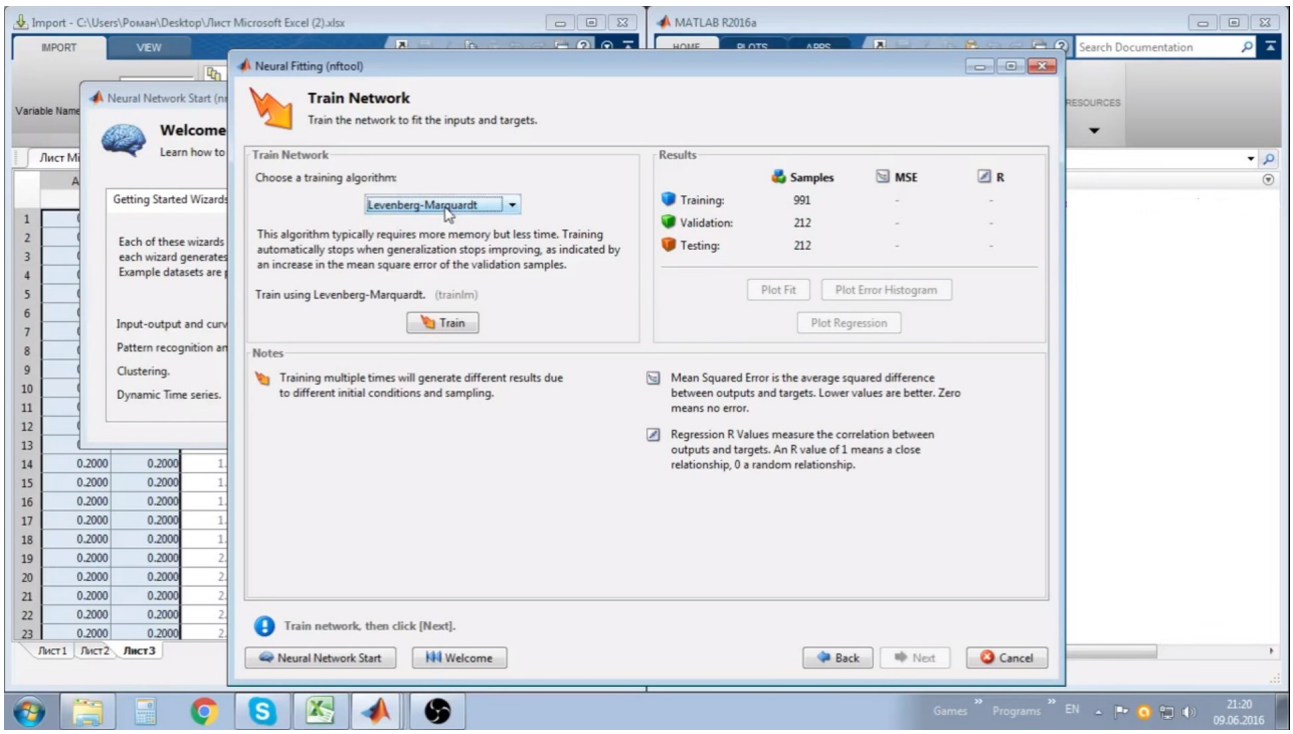

Рисунок 4.3 −Вибір алгоритму для навчання нейронної мережі

На рисунку 4.4 наведений процес навчання нейронної мережі.

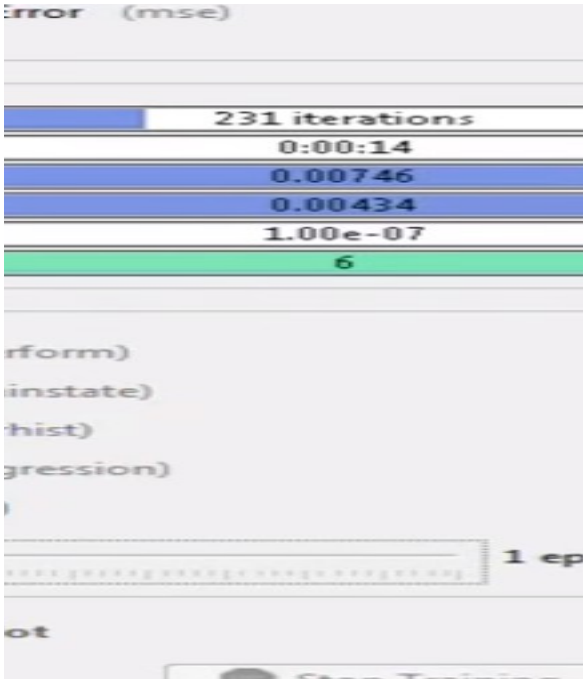

Рисунок 4.4 − Процес навчання нейронної мережі

На рисунку 4.5 наведені спрогнозовані показники клімат контролю.

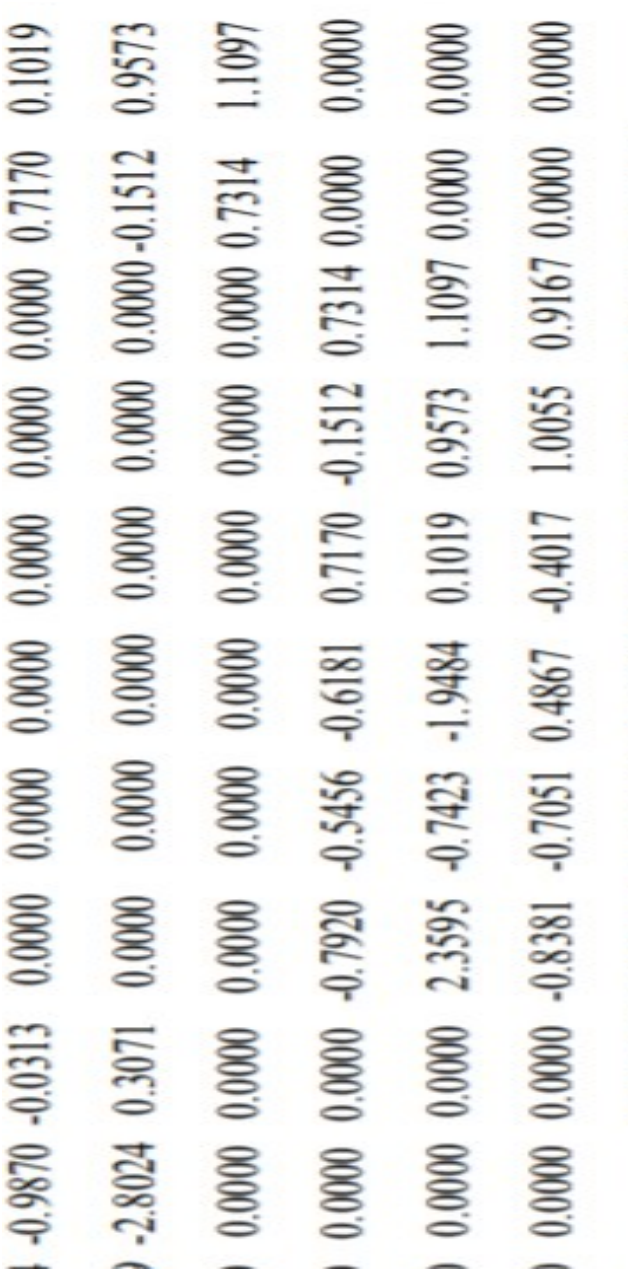

Рисунок 4.5 − Показники клімат контролю, що спрогнозовані

4.2 Програмна реалізація задачі прогнозування показників клімат контролю

Згідно з гігієнічними вимогами до мікроклімату житла температура в приміщенні має бути в межах 18 – 20°С, а відносна вологість в межах 30 – 60%, хоча за бажанням власника приміщення ці параметри можна змінити. Тому при будь-якому відхиленні від зони комфорту необхідно коригувати мікроклімат у кімнаті [28].

В залежності від значення мікроклімату запропоновано стратегію керування, яку можна зобразити у вигляді схеми, зображеної на рис.4.6. За необхідності, стратегію керування мікрокліматом в кімнаті, можна змінити чи вдосконалити. З наведеного рисунка випливає, що при температурі меншій від 18°С, а вологості меншій 30% необхідно ввімкнути зволожувач та обігрівач. Коли температура перебуває в межах від 18°С до 22°С і вологість в межах від 30% до 60% – нічого змінювати не потрібно.

Рисунок 4.6 − Стратегія керування клімат контролем

Розроблена програмна система відповідає певним вимогам [29, 30], а саме:

– забезпечує здатність розширення функціональних можливостей програмної системи при незмінній його структурі;

– стандартизованість структури програмної системи;

– автоматичність виявлення помилок в процесі редагування вхідного завдання;

– гнучкість, що забезпечує можливість вибору користувачем необхідного варіанту розв`язання задачі із набору варіантів, реалізованих в програмній системі;

– здатність роботи програмної системи на машинах різних типів та різних операційних системах;

– чітка орієнтація програмної системи на категорію «користувач – інженернотехнічний персонал».

Програмний продукт, розроблений в даній роботі, виконано за допомогою об’єктно-орієнтованої мови програмування Java. Використання Java дає високий рівень гнучкості та виразності. Завдяки об’єктно-орієнтованості, Java добре підходить для розробки програмного продукту саме для моделювання систем та процесів, адже будь-який об’єкт розроблюваної моделі можна зручно представити як клас Java. До того ж в даному випадку розробник має можливість легко додавати в модель нові класи і розробляти цілі класові бібліотеки [31].

Методологія об’єктно-орієнтованого дизайну, яким володіє мова програмування Java допомагає розділити розроблювану програму на множину об’єктів, модульних підпрограм, вихідний код яких можна легко редагувати чи використовувати повторно.

Структура програмного забезпечення включає 2 класи: стандартний, MainWindow, в якому виконуються весь функціонал і опрацьовуються запити від користувача, та клас Room, котрий містить в собі усі поля, в яких зберігаються значення. Їх користувач може змінювати власноруч, або ж вони змінюються стандартно (за замовчуванням).

Програмна система дає змогу управляти окремо кожною з кімнат, які програмно представлені окремим екземпляром об’єкта класу Room. Ці екземпляри опрацьовуються окремими обробниками подій. Дані налаштування

для кожної кімнати зберігаються в кожному об’єкті окремо. Це все забезпечує незалежність даних між собою.

На рисунку 4.7 наведений приклад основного вікна підсистеми віддаленного керування системою Smart Home.

Програмна система взаємодіє із датчиками температури та вологості в середині приміщення та зовні, з концентраторами пристроїв опалення, вентиляції та кондиціонування. Керування цими пристроями виконується за допомогою центрального вузлу Smart Home з голосовим управлінням Google Home Hub Assistant компанії Google (рисунок 4.8, 4.9).

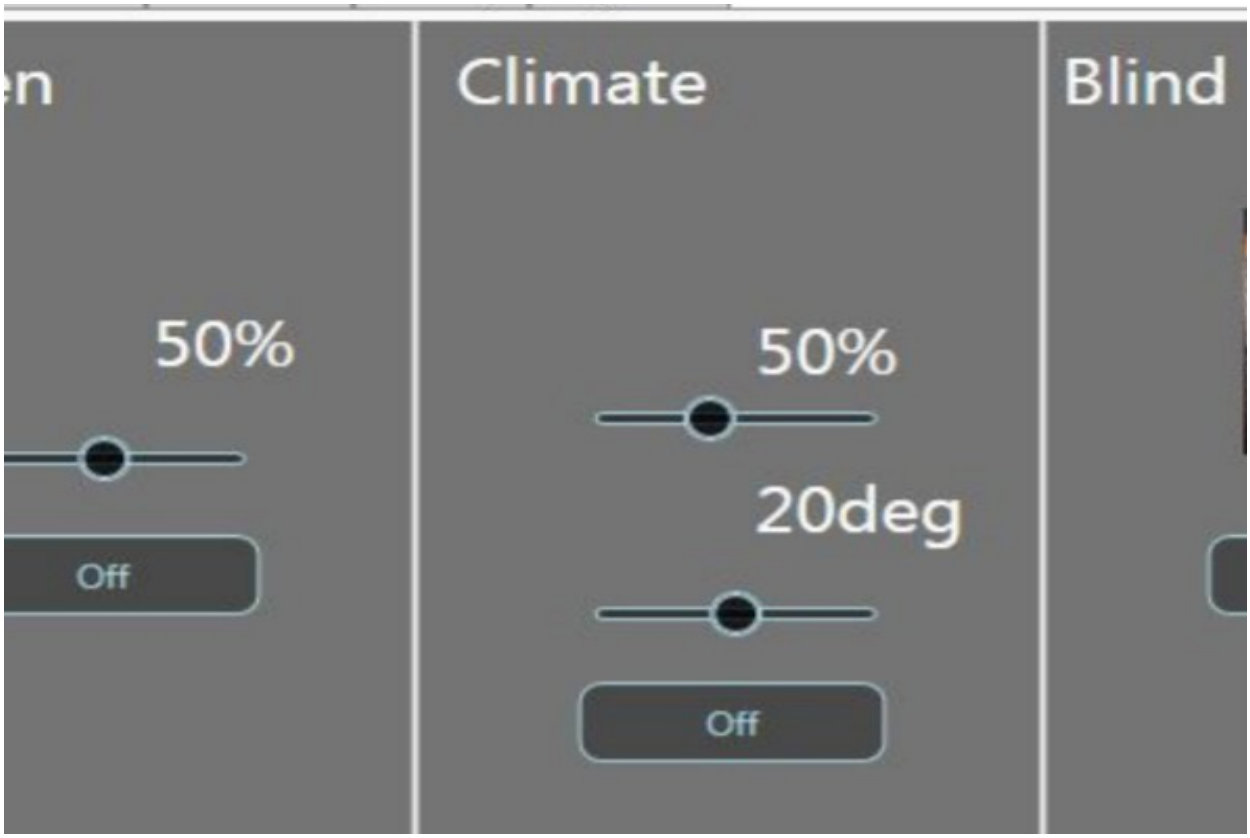

Рисунок 4.7 – Приклад основного вікна підсистеми віддаленного керування системою Smart Home

Рисунок 4.8 – Приклад управління системою Smart Home за допомогою інтелектуального асистенту

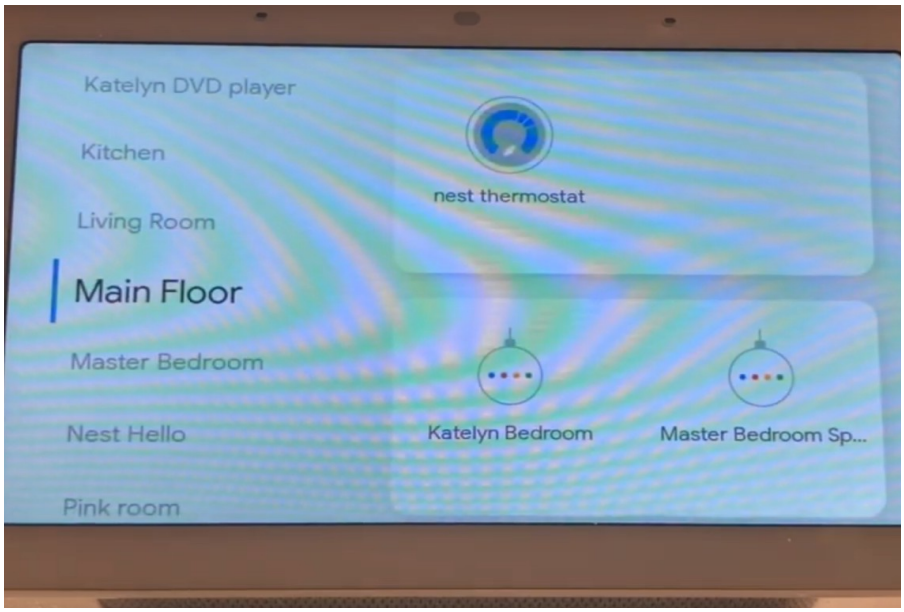

Рисунок 4.9 – Приклад управління системою Smart Home за допомогою інтелектуального асистенту

На формі віддаленого керування системою Smart Home можна побачити, що кожна кімната представляється окремою вкладкою, котра розділена на 3 значущі частини: освітлення, клімат-контроль та жалюзі. Основне меню, за

бажанням користувача, можна змінювати з використанням спеціального конструктора основного меню.

Засоби керування клімат-контролю і освітлення можна регулювати за допомогою повзунків зазначених параметрів. Клімат-контроль можна повністю відключити кнопками On/Off. Використання таких елементів в основному меню дає змогу зробити його більш інтуїтивним та зрозумілим для користувача початківця.

ВИСНОВКИ

Атестаційна робота виконано згідно з методичними вказівками до виконання та захисту атестаційної роботи другого (магістерського) рівня вищої освіти [32].

Метою даної роботи є дослідження методів прогнозування показників клімат контролю (температура повітря, рівень вологості, кондиціювання, фільтрація повітря) для розробки системи Розумний будинок, що об'єднує всі прилади в приміщенні (кондиціонери, спліт-системи, теплі підлоги, радіатори) в єдину мережу.

Для виконання поставленої мети в роботі:

- проведено аналіз технологій Internet of Things та Smart Home; пристроїв і їх показників для забезпечення клімат контролю в системах розумного будинку; існуючих систем управління розумним будинком; існуючих методів вирішення задачі прогнозування показників клімат контролю в системах Internet of Things;
- досліджено методи машинного навчання, обгрунтовано використання нейронних мереж для вирішення задачі прогнозування показників клімат контролю в системах Розумного дому;
- в якості архітектури штучної нейронної мережі обрано багатошаровий персептрон зі зворотнім зв’язком; використовується навчання з підкріпленням; в якості алгоритму навчання обрано метод зворотного поширення;
- представлено систему управління на основі нейронної мережі для створення системи Smart Home;
- побудувано штучну нейронну мережу для прогнозування показників клімат контролю та виконано її навчання;
- виконане імітаційне моделювання розробленої штучної нейронної мережі за допомогою середовища Matlab та програмна реалізація системи за

допомогою Java.

Розроблена в роботі модель прогнозування показників клімат контролю використовує штучну нейронну мережу на основі багатошарового перцептрона, що дає змогу опрацьовувати нечіткі дані від датчиків різних пристроїв в режимі реального часу.

В середньому розроблена система інтелектуального будинку забезпечує:

- зниження експлуатаційних витрат на 30%;
- зниження платежів за електроенергію на 30%;
- зниження платежів за тепло на50%;
- зменшення викидів вуглекислого газу на 30%;

Отже, система інтелектуального будинку дає змогу істотно підвищити ефективність використання енергоресурсів, рівень комфорту, рівень безпеки.

Програмна-апаратна реалізація системи управління розумним будинком досить складна. Вона потребує розв’язання великої кількості практичних задач, у найближчий час планується формалізувати прогнозування показників освітлення та безпеки приміщення.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ

1. Розумний Інтернет речей [Електронний ресурс]. - Режим доступу: https://habrahabr.ru/post/259243/.

2. Що таке «розумний дім»? [Електронний ресурс]. - Режим доступу: http://postnauka.ru/tv/44586.

3. Riley M. Programming Your Home Automate with Arduino, Android, and Your Computer. - Dallas, Texas - Raleigh, North Carolina, 2012. - 200 p.

4. Матеріали по платформі Arduino [Електронний ресурс]. - Режим доступу: http://arduino.ru.

5 Кашкаров А. Умный дом своими руками. М.: ДМК-Пресс, 2015. 256 с.

6. Ву, Тунг Занг. Аналіз систем автоматизованого управління розумним будинком / Тунг Занг Ву. - Текст: безпосередній // Молодий вчений. - 2011. - № 4 (27). - Т. 1. - С. 28-31. - URL: https://moluch.ru/archive/27/2914/ (дата звернення: 27.10.2020).

7. Розумний будинок [Електронний ресурс] [2008] .- Режим доступу: http://www.iqhome.perm.ru/info.htm. X10 Powerline Carrier (PLC) Technology [Електронний ресурс] .- Режим доступу: http://www.x10.com/support/technology1.htm. (Дата звернення: 27.10.2020)

8. Акустичні системи, системи освітлення, конференц-системи та системи оповіщення [Електронний ресурс] [2008] .- Режим доступу:http://www.iberi.ru/?trid=693. (Дата звернення: 27.10.2020)

9. Управління розумним будинком через інтернет [Електронний ресурс] [2006] .- Режим доступу: http://smartHome.rostov.ru. Архипов, В. Системи для «розумного» будинку / В. Архипов .- М.: "СтройМаркет", 1999.- № 45.- 170-182с. (Дата звернення: 27.10.2020)

10. Б.В. Шамша, А.Н. Гуржий, В.М. Левикін, Т.Б. Шатовська Математичне забезпечення інформаційно-керуючих систем. Прогнозування. -Харків.: Компанія Сміт, 2013.-371 с.

10. Акулов В.О., наук.керівник Кудрявцева М.С. Дослідження методів прогнозування в системах розумного дому // XXIV Міжнародний молодіжний форум «Радіоелектроніка та молодь у XXI столітті». – Харків: ХНУРЕ, 7-9 квітня 2020. – С. 36-37.

12. Hornik K., Stinchcombe M., White H. Multilayer Feedforward Networks are Universal Approximators // Neural Networks. 1999. Vol. 2, No. 5. P. 359-366.

13. Калацкая Л. В., Новіков В. А., Садів В. С. Організація та навчання штучних нейронних мереж: Експериментальне навч. посібник. - Мінськ: Вид-во БГУ, 2003. - 72 с.

14.Еремін Д. М., Гарцеев І. Б.Штучні нейронні мережі в інтелектуальних системах управління. -М .: МІРЕА, 2004. - 75 с.

15. Fukushima K. Training Multi-Layered Neural Network Neocognitron // Neural Networks. 2013. Vol. 40. P. 18-31.

16. Gomez FJ, Schmidhuber J. Co-Evolving Recurrent Neurons Learn Deep Memory POMDPs // Proc. of the 2005 Conference on Genetic and Evolutionary Computation (GECCO) (Washington, DC, USA, June 25-29, 2005), 2005. P. 491-498.

17. Tino P., Hammer B. Architectural Bias in Recurrent Neural Networks: Fractal Analysis // Neural Computation. 2004. Vol. 15, No. 8. P. 1931-1957.

18. Schmidhuber J. Deep Learning in Neural Networks: an Overview // Neural Networks. 2015. Vol. 1. P. 85-117, DOI: 10.1016 / j.neunet.2014.09.003.

19. Arel I., Rose DC, Karnowski TP Deep Machine Learning - a New Frontier in Artificial Intelligence Research // Computational Intelligence Magazine, IEEE. 2010. Vol. 5, No. 4. P. 13-18.

20. LeCun Y. A Theoretical framework for backpropagation // Proc. of IEEE. - 1998. - P.21-28.

21. Handbook of Intelligent Control: Neural, Fuzzy and Adaptive Approaches/ Ed. by D. A. White, D. A. Sofge. -N.Y.: Van Nostrand Reinhold, 1992. - 568 p.

22. Pham D. T., Liu X. Neural Networks for Identification, Prediction and Control. - London: Springer-Verlag, 1995. - 238 p.

23. Narendra K. S., Parthasarathy K. Identification and control of dynamical systems using neural networks // IEEE Trans. on Neural Networks. - 1990. - 1. - P. 4-26.

24. Сабанов В. Р. Автоматичні системи регулювання на основі нейромережевих технологій / В.Р Сабанін, Н.І Смирнов, А. І. Рєпін // Праці Міжнародної наукової конференції Control-2003. М .: Видавництво MEI, 2003.С. 45-51.

25. Filatov, V., Yerokhin, A., Zolotukhin, O., Kudryavtseva, M Personalized Adaptation of Learning Environments 8TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON ADVANCED OPTOELECTRONICS AND LASERS CAOL*2019 September 06-08, 2019, Sozopol, Bulgaria.

26. Neural Networks: Theory and Applications / Ed. by R.J. Mammone. - Boston: Academic Press, 1991. - 524 p.

27. Многослойная адаптивная нечеткая вероятностная нейронная сеть в задачах классификации текстовых документов / Е. В. Бодянский, Н. В. Рябова, О. В. Золотухин // Радіоелектроніка, інформатика, управління. - 2015. - № 1. - С. 39-45.

28. Teslyuk V. Automation of the smart Home system-level design / Teslyuk V., Beregovskyi V., Pukach A. // Informatyka Automatyka Pomiary w Gospodarce i Ochronie Środowiska. Polish magazin. Zeszyt 4. – 2013. – P. 81-84.

29. Теслюк В. М. Програмно-апаратна реалізація нейроконтролера для підсистеми клімат контролю інтелектуального будинку / Теслюк В. М., Денисюк П. Ю.

30. Жоголев Е. А. Лекции по технологии программирования: Учебное пособие. – М.: Издательский отдел факультета ВМиК МГУ, 2001

31. Mahmoud A. Smart Home Systems / Mahmoud A. Al-Qutayri. – Publisher: InTech, 2010. – 194 p.

32. Методичні вказівки до організації виконання та захисту атестаційної роботи другого (магістерського) рівня вищої освіти за спеціальністю 122 Комп’ютерні науки, освітньої програми «Комп’ютерні науки» для студентів

усіх форм навчання [Текст] / Упоряд.: М.В. Євланов, В.Г. Іванов, Л.М. Ребезюк, Н.В. Рябова. – Харків: ХНУРЕ, 2020. 58 с.