

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ**  
**ЛЬВІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ**  
**ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ**  
**НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ЗАОЧНОЇ ТА**  
**ПІСЛЯДИПЛОМНОЇ ОСВІТИ**  
**КАФЕДРА ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ**

# **КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА**

другого (магістерського) рівня вищої освіти

на тему:

**«РОЗРОБКА КЛІМАТИЧНОЇ ПІДСИСТЕМИ ІНФОРМАЦІЙНОЇ  
СИСТЕМИ УПРАВЛІННЯ РОЗУМНИМ БУДИНКОМ»**

Виконав: здобувач групи ІТ-21Маг  
спеціальності 126 «Інформаційні системи та  
технології»

Ошкуков Є. Ю.

(прізвище та ініціали)

Керівник: Пташник В. В.

(прізвище та ініціали)

Рецензент Сиротюк С. В.

(прізвище та ініціали)

**ДУБЛЯНИ-2024**

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
ЛЬВІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ  
ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ  
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ЗАОЧНОЇ ТА ПІСЛЯДИПЛОМНОЇ  
ОСВІТИ  
КАФЕДРА ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Другий (магістерський) рівень вищої освіти  
Спеціальність 126 «Інформаційні системи та технології»

ЗАТВЕРДЖУЮ  
Завідувач кафедри

(підпис)

д.т.н., професор, Тригуба А. М.

(вч. звання, прізвище, ініціали)

“ ” \_\_\_\_\_ 2023 року

**З А В Д А Н Н Я  
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

Ошуков Євген Юрійович

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи «Розробка кліматичної підсистеми інформаційної системи управління розумним будинком»

керівник роботи к. т. н., доцент, Пташник В. В.

(наук. ступінь, вч. звання, прізвище, ініціали)

затверджені наказом Львівського НУП від 28.04.2023 року № 133/к-с

2. Строк подання студентом роботи 15 січня 2024 року

3. Вихідні дані до роботи: характеристика сучасних інформаційних систем розумного будинку; технічна документація до інженерного обладнання кліматичних систем; специфікація систем та пристроїв на основі технології інтернету речей; науково-технічна і довідкова література.

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити)

Вступ

1. Аналіз предметної області

2. Дослідження архітектури штучної нейронної мережі та алгоритму її навчання

3. Створення моделі нейронної мережі

4. Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях

5. Економічне обґрунтування виконаних робіт

Висновки

Список використаних джерел

5. Перелік графічного матеріалу

Графічний матеріал подається у вигляді презентації

## 6. Консультанти розділів

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата		Відмітка про виконання
		завдання видав	завдання прийняв	
1, 2, 3, 4, 6	<i>Пташник В. В., к.т.н., доцент</i>			
5	<i>Городецький І. М., к.т.н., доцент</i>			

7. Дата видачі завдання 28 квітня 2023 р.

## КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Відмітка про виконання
1	<i>Складання інженерної характеристики об'єкту проектування</i>	<i>28.04.2023 – 31.07.2023</i>	
2	<i>Проектування та програмування кліматичної підсистеми розумного будинку</i>	<i>01.08.2023 – 30.09.2023</i>	
3	<i>Моделювання роботи кліматичної підсистеми, аналіз розрахункових параметрів</i>	<i>01.10.2023 – 31.10.2023</i>	
4	<i>Розгляд питань з охорони праці та безпеки у надзвичайних ситуаціях</i>	<i>01.11.2023 – 20.11.2023</i>	
5	<i>Оцінка економічної ефективності прийнятих рішень</i>	<i>21.11.2023 – 10.12.2023</i>	
6	<i>Завершення оформлення розрахунково-пояснювальної записки та презентаційного матеріалу</i>	<i>11.12.2023 – 31.12.2023</i>	
7	<i>Завершення роботи в цілому. Підготовка до захисту кваліфікаційної роботи</i>	<i>01.01.2024 – 15.01.2024</i>	

Здобувач

\_\_\_\_\_ *Ошуків Є. Ю.*  
( підпис ) (прізвище та ініціали)

Керівник роботи

\_\_\_\_\_ *Пташник В. В.*  
( підпис ) (прізвище та ініціали)

**УДК 681.521 / 681.518**

Розробка кліматичної підсистеми інформаційної системи управління розумним будинком. Ошуков Є. Ю. Кафедра інформаційних технологій – Дубляни, Львівський національний університет природокористування, 2024.

Кваліфікаційна робота: 71 сторінка текстової частини, 6 рисунків, 18 таблиць, 23 джерела літератури.

*Метою кваліфікаційної роботи є дослідження методів прогнозування показників кліматичного контролю (кондиціонування, температура, фільтрація, повітря вологість) за допомогою систем «незалежної будівлі». Що об'єднує всі продукти в кімнаті (кондиціонери, радіатори, спліт системи, теплі підлоги) в одну мережу.*

*Об'єктом дослідження є система «розумний дім» та компоненти «розумного дому».*

*Предмет дослідження вивчає особливості проектування та використання нейронної мережі у розумному будинку.*

Під час виконання кваліфікаційного дослідження ретельно вивчено предметну сферу та проаналізовано методів прогнозування показників кліматичного контролю (температура, вологість, кондиціонування, фільтрація повітря) за допомогою систем «незалежної будівлі». Проведено імітаційне моделювання та аналіз системного програмного забезпечення штучних нейронних мереж. Встановлено практичні нейронні мережі для прогнозування кліматичних показників для панелей керування та навчання. Описано види та рішення нейронних мереж та створено варіанти алгоритмічного навчання. Запроваджено системи управління на основі нейронної мережі.

**Ключові слова:** інформаційна система, імітаційне моделювання, розумний будинок, інтернет речей, кліматичне обладнання, нейронна мережа.

## ЗМІСТ

ВСТУП.....	7
РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ .....	8
1.1 Основні поняття розумного будинку .....	8
1.1.1 Типи розумних будинків.....	11
1.2 Що таке система клімат-контролю.....	13
1.2.1 Принцип роботи та характеристики системи.....	14
1.2.2 У чому різниця між клімат-контролем і кондиціонуванням? .....	15
1.2.3 Переваги автоматичного керування .....	16
1.2.4 Особливості системи управління через смартфони.....	17
1.2.5 Недоліки кліматичної системи .....	18
1.3 Інтернет речей (IoT) .....	18
1.3.1 Пристрої IoT .....	20
1.3.2 Недоліки концепції Інтернету речей .....	21
1.4 Аналіз існуючих методів вирішення задачі прогнозування показників клімат контролю в системах Internet of Things .....	22
РОЗДІЛ 2 ДОСЛІДЖЕННЯ АРХІТЕКТУРИ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ТА АЛГОРИТМУ ЇЇ НАВЧАННЯ .....	26
2.1 Компоненти нейромережі і їх опис .....	26
2.1.1 Нейрон та синопс.....	26
2.2.2 Перцептрон .....	29
2.2.3 Функції активації.....	30
2.3 Класифікація нейронних мереж .....	32
2.4 Машинне та глибоке навчання .....	35
РОЗДІЛ 3 СТВОРЕННЯ МОДЕЛІ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ .....	38
3.1 Структура нейронної мережі .....	38
3.2 Моделювання нейронної мережі у пакеті MATLAB.....	44
3.3 Моделювання нейронної мережі мовою Python .....	48
РОЗДІЛ 4 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ .....	58

4.1. Перелік небезпечних і шкідливих виробничих факторів діючих у робочій зоні .....	58
4.2. Технічні та організаційні заходи по зменшенню рівня впливу небезпечних та шкідливих виробничих факторів .....	59
4.3. Інструкція з охорони праці при обслуговуванні кліматичних системи ...	63
4.4. Забезпечення пожежної та вибухової безпеки при обслуговуванні кліматичних систем.....	64
РОЗДІЛ 5 ЕКОНОМІЧНЕ ОБГРУНТУВАННЯ ВИКОНАНИХ РОБІТ .....	65
5.1. Розрахунок трудомісткості виконання програмного забезпечення.....	65
5.2 Розрахунок витрат на дослідження структури нейронної мережі .....	66
5.3 Розрахунок капітальних витрат на дослідження структури нейронної мережі, що використовуються в системі «Розумний будинок» .....	68
ВИСНОВКИ .....	69
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ .....	70

## ВСТУП

Темами дослідження є методи машинного навчання та нейронні мережі.

Метою даної роботи є дослідження методів прогнозування показників кліматичного контролю (температура, вологість, кондиціонування, фільтрація повітря) за допомогою систем «незалежної будівлі». Він об'єднує всі продукти в приміщенні (спліт-системи, кондиціонери, радіатори, тепла підлога) в одну мережу.

Для досягнення цієї мети необхідно:

- Дослідити методи машинного навчання та обговорити нові межі досліджень у вирішенні завдання прогнозування індексу клімат-контролю в системах розумного будинку;

- Створення систем розумного будинку, впровадження систем управління на основі нейронних мереж;

- Описати типи нейронних мереж і рішень і створити варіанти для алгоритмічного навчання;

- Побудова практичних нейронних мереж для прогнозування кліматичних показників для інформаційних панелей і навчання;

- Проводити імітаційне моделювання та аналіз системного програмного забезпечення штучної нейронної мережі.

## РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ

### 1.1 Основні поняття розумного будинку

Технологія розумного дому, також відома як домашня автоматизація, — це використання домашніх пристроїв (таких як датчики, підключені до Інтернету речей (IoT)), підключених через мережу (зазвичай локальну мережу або Інтернет) для віддаленого моніторингу, доступу та надавати послуги на основі потреб користувачів. Це означає самоконтроль, аналіз і звітність.

Ця технологія, спочатку розроблена IBM, називається прогнозованим аналізом відмов. Перші сучасні продукти для розумного дому стали доступні споживачам у 1998 році та на початку 2000-х років.

Технологія розумного дому дозволяє користувачам керувати підключеною побутовою технікою за допомогою програм розумного дому, смартфонів або інших підключених пристроїв. Домашніми мережевими системами можна керувати дистанційно незалежно від того, перебуває користувач удома чи ні. Це дозволяє ефективно використовувати ресурси та забезпечує безпеку житла. Технологія розумного дому може покращити здоров'я та благополуччя людей з обмеженими можливостями, особливо людей похилого віку. Технологія розумного будинку зараз використовується для впровадження розумних міст. Розумні міста працюють як «розумні будинки» – системи відеоспостереження дозволяють містам працювати ефективніше та економити гроші.

Технологія розумного дому зараз доступна в різних побутових приладах, зокрема:

- Бездротова акустична система;
- Термостат;
- Домашні системи безпеки та спостереження;
- Домашня робота;



- Детектор диму/CO<sub>2</sub>;
- Світло;
- Контролювати енергоспоживання домогосподарств;
- Замок;
- Холодильник;
- Пральна машина;
- Детектор води.

У 2015 році найпоширенішою технологією розумного дому в Сполучених Штатах були бездротові колонки: 17% людей володіли однією або кількома такими колонками. Другою за поширеністю технологією розумного будинку є розумні термостати, якими користуються 11% людей. Consumer Report за 2012 рік, заснований на даних Національної асоціації будівельників будинків, досліджував типи розумних домашніх пристроїв, які найбільше потрібні власникам будинків, і виявив, що до п'ятірки лідерів входять бездротові системи безпеки (50%), програмовані термостати (47%), камери відеоспостереження (40%). Системи керування освітленням (39%), бездротові домашні аудіосистеми (39%), домашні кінотеатри (37%) і багатозонні системи клімат-контролю (37%). Прогнози промисловості показують, що до 2021 року в середньостатистичному будинку Північної Америки буде встановлено 13 розумних пристроїв.

У жовтні 2016 року технологічні системи розумного будинку зазнали атаки спрямованої відмови в обслуговуванні (DDoS). Ці пристрої, підключені до Інтернету речей, становлять загрозу безпеці. Хакери вибирають незахищені пристрої, включно з технологією розумного будинку, заражають їх шкідливим кодом і створюють ботнети для здійснення атак. Згідно з дослідженнями, принаймні 15% домашніх роутерів захищені слабкими або стандартними паролями. У світі існує понад мільярди взаємопов'язаних цифрових та електронних пристроїв, і DDoS-атаки в жовтні 2016 року продемонстрували, що невелика кількість вразливих пристроїв може мати катастрофічні наслідки.

Основні особливості розумних будинків.

- Надійна та проста у використанні система безпеки та відеоспостереження;
- Автоматично компенсує центральне освітлення в залежності від часу доби та активності людей в кімнаті (особливо важливо для людей з дітьми або людей похилого віку);
- У розумному домі побутові завдання, які зазвичай не контролюються людиною, виконуються найпростіше та найефективніше за допомогою сучасних пристроїв та поєднання всіх систем. Наприклад, поливати сад залежно від погодних умов, створювати тінь (на випадок грози), відкривати двері вранці в певний час, щоб випустити домашніх тварин, не витрачаючи час, тощо;
- Контролювати витоки води та газу;
- Фокусування на енергозбереженні та скороченні викидів. Розумний дім – це система, яка не споживає електроенергію (приблизно 60 Вт автоматика на 500 кв. м);
- Домашня автоматизація дозволяє людям з обмеженими можливостями та людям похилого віку покращити умови проживання та спростити щоденні завдання;
- Можливість керувати розумною та побутовою технікою через інтерфейс за допомогою телефонної лінії, мобільного з'єднання або Інтернету. Це означає, що ви можете виконувати свої завдання зі свого смартфона чи веб-браузера, навіть не повертаючись додому;
- Усі функції можна контролювати за допомогою пульта дистанційного керування.

У системах «розумного будинку» є три типи пристроїв:

- Контролер (вузол) – керуючий пристрій, який з'єднує всі елементи системи та з'єднує їх із зовнішнім світом.
- Датчик - це пристрій, який отримує інформацію про зовнішні умови.
- Актуатор - це виконавчий механізм, який безпосередньо виконує команду.

Найбільші категорії включають розумні (автоматичні) вимикачі, розумні (автоматичні) розетки, розумні (автоматичні) сантехнічні клапани, сигналізації та клімат-контролери.

У більшості сучасних розумних будинків контролери використовують бездротові сигнали для зв'язку з іншими пристроями в системі. Найпоширенішими бездротовими стандартами для домашньої автоматизації є Z-Wave (частота залежить від країни, 868 МГц у Європі та 869 МГц у Росії), ZigBee (868 МГц або 2,4 ГГц), Wi-Fi (2,4 ГГц), Bluetooth (2,4 ГГц). ), де стандарт бездротового зв'язку, що поєднує Z-Wave і ZigBee, називається домашньою автоматизацією. Майже всі продукти використовують шифрування даних (AES-128), а Wi-Fi використовує шифрування WPA, WPA2 або WEP. Щоб спілкуватися із зовнішнім світом, контролери часто підключаються до Інтернету або використовують кілька каналів зв'язку.

З появою систем глушіння сигналу деякі системи безпеки використовують GSM, Wi-Fi та інші канали зв'язку на додаток до Ethernet одночасно.

### **1.1.1 Типи розумних будинків.**

Наведемо перелік систем за їхніми основними функціями:

- Провідні;
- Безпроводні;
- Централізовані;
- Децентралізовані;
- З відкритими протоколами;
- Із закритим протоколом.

*Провідна система автоматизації.*

Суть провідної системи розумного будинку полягає в тому, що всі пристрої управління, такі як датчики, вимикачі, кондиціонери і різні панелі управління, з'єднані єдиною дротовою інформаційною шиною, яка посиляє сигнали на виконавчі механізми, розташовані в щитку (в основному). Для провідників інформаційної шини використовуються спеціальні кабелі, іноді навіть звичайні виті пари. Кабельна система має свої переваги та особливості.

*Бездротова система автоматизації.*

У цій системі, на відміну від дротових систем, сигнали від блоку управління до виконавчих механізмів передаються по бездротових каналах без кабелів. Це зменшує кількість кабелів і час, необхідний для встановлення. Система може бути встановлена в збірних інсталяціях зі звичайною електропроводкою. Кожен бездротовий "перемикач" є також радіопередавачем для зв'язку з усіма іншими "перемикачами". Це дозволяє створювати різні сценарії освітлення (нічний режим, вимкнути все світло тощо) і перепрограмувати функції вимикачів.

*Централізована система автоматизації.*

Суть розумного будинку з централізованим управлінням полягає в програмуванні, яке виконується центральним логічним блоком. Зазвичай це вільно програмований контролер з декількома виходами. Підготовлені програми для об'єктів подаються на контролер, який потім керує виконавчими механізмами та механічними системами. Це дозволяє використовувати найрізноманітніше обладнання та реалізовувати складні сценарії. Системи центрального управління можуть бути дротовими (Ctestron, AMX, Evika) або бездротовими (Z-wave).

*Розподілена система автоматизації.*

У децентралізованій системі розумного будинку кожен привід має мікропроцесор з енергонезалежною пам'яттю. Це робить систему більш надійною: якщо вийде з ладу один з приводів, вся система працюватиме нормально, за винятком пристроїв, підключених до цього приводу. Прикладом

децентралізованої системи є "розумний дім" на основі протоколу KNX, який є найбільш поширеним протоколом в Європі.

#### *Системи автоматизації з відкритими протоколами*

Протокол - це мова, якою спілкуються всі пристрої, що входять до складу розумного будинку - наприклад, протокол KNX, який є відкритим. Багато виробників випускають пристрої, що працюють на цій мові, які перевіряються і тестуються на сумісність асоціацією KNX; з'являється логотип KNX EIB, що гарантує кращу якість.

#### *Система автоматизації з закритим протоколом.*

Щоб спростити завдання програмування і знизити вартість виробництва пристроїв, деякі виробники випускають пристрої, які працюють за власними закритими протоколами. Вони єдині, хто виробляє таке обладнання.

## **1.2 Що таке система клімат-контролю**

Екологія змінюється у зв'язку з промисловою діяльністю людини, і цього сьогодні неможливо не помітити. Звісно, дехто й досі вважає глобальне потепління міфом, але варто згадати кліматичні аномалії останніх років та температурні рекорди тієї ж Європи — і скепсис одразу спадає. Щоб захистити людей від погодних умов і створити комфорт протягом усього року (принаймні в приміщенні), провідні виробники кліматичної техніки випускають все більше нових, більш досконалих систем і моделей[1].

Сучасний клімат-контроль в лікарні, приватному будинку або квартирі забезпечує високий рівень життя і проживання всіх мешканців і співробітників з урахуванням пріоритетів кожного з них. Але така система – це розкіш, яку може мати не кожен. [1] Одним словом, такий набір електронних пристроїв може централізовано керувати всіма наявними в будинку кліматичними системами та їх окремими елементами. [1]

В основі лежить інтелектуальний модуль. Він регулює параметри роботи пристрою для охолодження та обігріву повітря в будинку з урахуванням уподобань господаря. При цьому оптимізована під квартиру або будинок система клімат-контролю здатна контролювати всі прилади, що впливають на мікроклімат. [2]

До них належать:[2]

- Кондиціонери та спліт системи;
- Тепловідвід;
- Теплі підлоги;
- Котли та інше опалювальне обладнання;
- Системи охолодження та вентиляції;
- Фільтри;
- Генератори іонів, генератори озону;
- Будь-яка вбудована система.

Крім того, може здійснюватися централізоване управління будь-яким іншим кліматичним устаткуванням: автоматичними сонцезахисними шторами, жалюзьями. [2]

### **1.2.1 Принцип роботи та характеристики системи**

Клімат-контроль — це один або кілька пристроїв, які підтримують задану температуру, рівень вологості та хімічний склад повітря. Блок управління порівнює показники повітря в приміщенні із заданими параметрами. Коли показники відрізняються, він подає нові команди для їх зміни. Якщо температура всередині будинку нижча за норму, система вимкне кондиціонер, а нагрівальний елемент почне нагрівати повітря до комфортної температури. У різних кімнатах можна встановити індивідуальні температурні режими. [2]

Все це відбувається автоматично. Для перевірки роботи приладу і встановлення нових значень потрібне втручання людини. Для того, щоб система працювала, необхідно встановити опалювальні та охолоджувальні прилади для охолодження та підігріву повітря до заданої температури. Потім його рівномірно розподіляють по кімнаті. Блок виконаний за простою схемою поділу повітряного потоку.

Показник температури регулюється за допомогою сервокерованого демпферного змішувача -це механічний привід з електродвигуном, який за допомогою негативного зворотного зв'язку керує рухом приводу. [2]

Кліматична система - це комплексний пристрій, який впливає на мікроклімат квартири. Він може керувати кондиціонером, клімат-контролем, радіаторами, фільтрами, бойлерами, системами теплої підлоги, зволожувачами та іншими пристроями.

Клімат-контроль виконує декілька функцій одночасно, а саме: [2]

- Тримає кімнату (наприклад, коридор) прохолодною та економить електроенергію;
- Обігрів приміщення в автоматичному режимі (програмування приладу на включення і виключення);
- Враховуючи особливості мікроклімату кухні, часто спостерігається перепад температури за рахунок додаткових джерел тепла;
- Враховує вологість у ванній кімнаті та знижує її до комфортного значення;
- Аналізує повітря в кімнаті та зволожує його, щоб визначити надлишок вуглекислого газу та видаляє його з приміщення.

### **1.2.2 У чому різниця між клімат-контролем і кондиціонуванням?**

Різниця полягає в тому, як це працює. Кондиціонер має холодоагент, компресор, випарник, конденсатор і дросельну заслінку. Конденсатор перекачує холодоагент під тиском і пропускає його через систему. Спочатку холодоагент потрапляє в конденсатор, де охолоджується і перетворюється з газу в рідину. Після цього він надходить до дросельної заслінки, а потім у випарник, в якому встановлений вентилятор. За допомогою вентилятора прохолодне повітря потрапляє в тіло відвідувача. [2] Крім того, кондиціонери очищають повітря через фільтри.

Недоліки кондиціонування:

- Недостатня вологість приміщення через сухість повітря;
- Не вдається встановити рівень вологості.

Клімат-контроль - це більш складна система, яка включає в себе елементи, що створюють сприятливий мікроклімат всередині квартири. Це датчики, опалення, кондиціонування, система фільтрації та головний блок управління. Все це необхідно для роботи пристрою в автоматичному режимі. Якщо вам необхідно самостійно збільшити потужність кондиціонера або змінити режими, клімат-контроль зробить це автоматично без ручного втручання.

### **1.2.3 Переваги автоматичного керування**

Чому використовувати автоматизоване обладнання зручно: [2]

- Автономність системи. Вам не потрібно хвилюватися про переохолодження, адже клімат-контроль підлаштовується під температурні умови та при необхідності регулює потужність. Потрібно лише задати початкові параметри – температуру повітря та рівень вологості.

- Кілька режимів роботи. Моделі з автоматичним керуванням мають режими, придатні для різних цілей. Зазвичай вони мають «гостьовий» режим. Використання цього режиму дозволяє швидко очистити повітря.



– Оформлення окремих кімнат. У спальні можна встановити температуру 25 градусів, а в коридорі 22 градуси. Система буде підтримувати температуру в кожній кімнаті.

– Спеціальні кімнатні режими. До спеціальних приміщень відносяться ті, які використовуються для зберігання картин або вина, оскільки ці предмети вимагають певних температурних умов для належного зберігання. Звичайні кондиціонери не справляються з цим завданням.

– Налаштувати автоматизовані програми. Якщо ви працюєте вдень і повертаєтеся вночі, ви можете налаштувати систему на роботу в еко-режимі вдень і вмикати її на повну потужність вночі. Ви можете внести налаштування за допомогою блоку управління або телефону.

#### **1.2.4 Особливості системи управління через смартфони**

Клімат-контроль можна інтегрувати в системи розумного дому та керувати дистанційно. Програма встановлюється на мобільний телефон або планшет і відображає стан температури, вологості та вуглекислого газу по всій квартирі.

За допомогою телефону ви можете вмикати та вимикати пристрої та встановлювати програми з будь-якого місця. Найголовніше, що в квартирі є доступ до Інтернету, а також можна вийти в Інтернет з мобільного телефону. Система використовує Інтернет для передачі даних на пристрій, навіть якщо пристрій не підключено до вашої домашньої мережі.

Якщо система не підтримує встановлені параметри або стався апаратний збій, на телефон надсилається сповіщення про проблему.

«Розумні будинки» забезпечують високий рівень безпеки, оскільки мінімальний ризик перегріву окремих елементів. Якщо навантаження занадто велике, система автоматично вимикає пристрій. [2]

### **1.2.5 Недоліки кліматичної системи**

Клімат контроль має певні недоліки, які ускладнюють процес експлуатації та монтажу. Щоб користуватися пристроєм, необхідно витратити час на вивчення інструкції та програмного забезпечення.

Якщо в будинку багато приладів, що впливають на клімат, ефективність постраждає. Вартість використання цієї системи висока, оскільки вона повинна працювати на максимальній потужності. Ще одним недоліком є висока вартість обладнання. Навіть прості моделі коштують дорожче хороших кондиціонерів.

Кліматична система повинна бути встановлена на етапі ремонтних робіт, щоб можна було встановити всі елементи системи, підключити радіатори та інше обладнання. У квартирі з ремонтом монтаж буде складнішим.

### **1.3 Інтернет речей (IoT)**

Ми оточені розумними продуктами (Рис. 1.1). Сьогодні встановлення розумного освітлення чи розеток, доступ до Інтернету через телевізор і підключення камер відеоспостереження до програм на смартфоні вже не є проблемою. У багатьох новинах, пов'язаних з такими розумними пристроями, час від часу миготить загадкове слово «Інтернет речей». Настав час дізнатися, що це таке та як це стосується вашого чайника з Bluetooth!



Рисунок 1.1 Розумні продукти

За своєю суттю Інтернет речей (IoT) — це концепція. Яка була створена і продубльована в 1999 році. Потім Кевін Ештон, ініціатор цієї концепції, запропонував просувати її в управління логістичними ланцюгами P&G. Потрібно було встановити велику кількість радіочастотних міток для зв'язку між електронними пристроями та системами. У загальному розумінні Інтернет речей – це концепція простору, в якій об'єкти в аналоговому просторі та цифровому просторі поєднуються для полегшення виробничої роботи або життя користувачів.

«Інтернет речей» включає взаємопов'язані автоматизовані процеси, які відбуваються у домі (або на робочому місці). На початку 2000-х автоматизованою технікою навряд чи когось можна було здивувати. Але об'єднання всіх домашніх пристроїв в одну систему, незалежно від їх спеціальності, звучить багатообіцяюче. Концепція почала набирати

популярність, але 2008-2009 роки вважаються піковим періодом розвитку аналітики. За даними Cisco, кількість пристроїв, підключених до мережі на той момент, перевищувала кількість людей на всій планеті. Для нас термін «Інтернет речей» може здатися божевільним. Це здається дурним, тому що це дослівний переклад англійського «Інтернету речей», і звучить самодостатньо. Щоб почати правильно розуміти цей термін, потрібно усвідомити, що він не відноситься до якогось конкретного гаджета. Не до речей, а до мереж, які їх об'єднують.

Коли ми говоримо «Інтернет речей», ми маємо на увазі цілу глобальну домашню або робочу систему, де ці речі переплетені та пов'язані у віртуальному просторі.

### 1.3.1 Пристрої IoT

Існує багато технологій і пристроїв, які можна включити у ваш особистий IoT. Він включає (Рис. 1.2):

- Розважальні відео та аудіо-системи;
- Пристрої безпеки;
- Датчики (температури, вологості, руху);
- Домашні роботи та прості електронні помічники;
- Розумна побутова техніка (мала та велика);
- і багато інших пристроїв, включаючи розумні подушки.

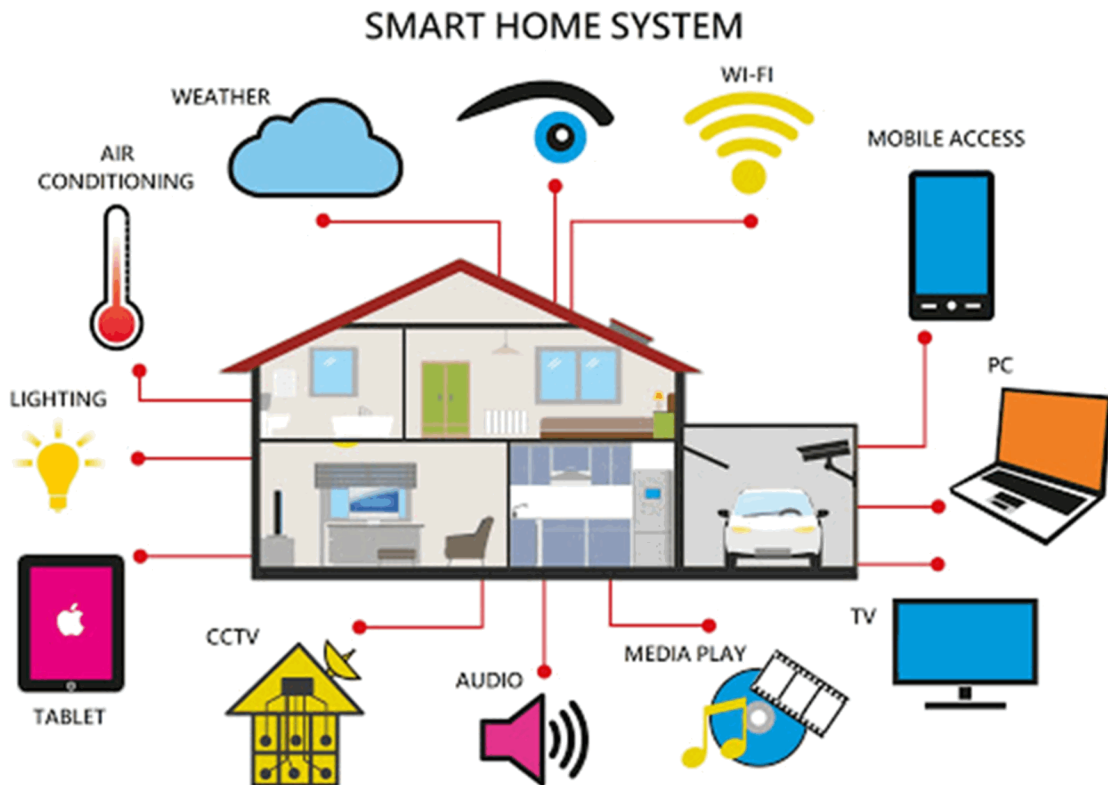


Рисунок 1.2- Складові розумного будинку

Ваша персональна система може включати абсолютно все, що вам актуально. При цьому не потрібно плутатися з купою додатків і пристроїв (нині прийнято мати окремий мобільний телефон для кожного), оскільки для управління розумним будинком розроблено багато інших пристроїв, які поєднують в собі інші пристрої під нього дрібні інструменти. Ці додаткові пристрої також стануть частиною вашого IoT.

### 1.3.2 Недоліки концепції Інтернету речей

З самого початку концепції IoT люди активно її дотримуються. Ще в 2008 році ця концепція була сприйнята із занепокоєнням Національною розвідувальною радою США, яка вважала технологію потенційно руйнівною.

Вважається, що IoT може вплинути на безпеку інформації. Але головна проблема концепції сьогодні полягає не в цьому, а у відсутності єдності.

Поки Інтернет речей не досягне єдиного стандарту. Розумних пристроїв багато, і з кожним роком їх кількість збільшується. Але єдиних систем управління для них набагато менше. І жоден із них не підтримує всі пристрої. Однак дірки в концепції поступово закриваються. І це приносить більше користі, ніж шкоди.

#### **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.

Існують такі методи статистичного аналізу:

- кореляційний аналіз;
- кластерний аналіз;
- регресійний аналіз.

Однак ці методи мають свої недоліки при вирішенні поставленої задачі.

Кореляційний аналіз дозволяє визначити форму зв'язку між параметрами, виміряти щільність зв'язку, виявити вплив фактів на результати. Однак цей метод дослідження дозволяє використовувати лише випадкові вхідні значення, які відповідають певним вимогам. Якщо певні вимоги не виконуються, модель може бути недостатньою, і для аналізу один одного також потрібна достатня кількість спостережень, які не можуть вирішити проблему задачі прогнозування [10].

Застосування кореляційного аналізу тісно пов'язане з асимптотичним аналізом. На відміну від кореляційного аналізу, регресійний аналіз не з'ясовує, чи є певний зв'язок значущим, а шукає модель, функцію очікування та функцію регресії цього зв'язку. Регресійний аналіз дає змогу передбачити значення залежної змінної за допомогою незалежних змінних, а потім визначити адекватність отриманої моделі та оцінити її [10].

Регресійний аналіз є надійним і дійсним методом, якщо вхідні дані та регресійна модель відповідають усім вимогам, які вимагає цей метод. Стохастичні дані часто вимагають перевірки та вимог до методів найменших квадратів, які є основою для прогнозувальної аналітики, тому важливо вивчати інструменти прогнозування в поєднанні з відповідними діагностичними інструментами, які дозволяють оцінити, чи є прогрес відповідним підходом для цієї ситуації. аналіз.

Важливим питанням, яке виникає при оцінці ефективності регресійної моделі, є наявність серйозних помилок в аналізі даних. Ці помилки можуть бути наслідком некоректної поведінки дослідника, збоїв і збоїв у роботі, неконтрольованого втручання, сильних зовнішніх впливів на досліджувану систему тощо.

Великою помилкою багатьох прогресивних моделей є неправильна специфікація. Неправильно задана модель — це неповна модель, у якій відсутні важливі незалежні змінні, тому вона неадекватно представляє залежну змінну, яку оцінювач намагається змоделювати або передбачити. Помилки специфікації стають очевидними, коли спостерігаються статистично значущі післякрокові

автозв'язки у відхиленнях від регресійної моделі або коли відхилення від модельного кластера в посткрокових кроках.

Окрім регресійного та кореляційного аналізів, також розглядається кластерний аналіз. Цей тип аналізу, який використовується для прогнозування показників навколишнього середовища, яке неможливо видобути, можна зручно використовувати для виявлення проблем із системами захисту від порушників у будівлях і вище.

Для поставленої задачі можуть бути вирішені нейронні мережі різної архітектури та алгоритми машинного навчання.

Машинне навчання — це тип методу штучного інтелекту. Практична частина полягає не в написанні завдань безпосередньо, а в навчанні в процесі застосування письмових завдань до незліченної кількості подібних завдань. Для цілей цих методів використовуються засоби математичної статистики, чисельні методи і методи, оптимальні і позитивні методи і методи, теорії імен і пустот, теорії і діаграми, новітні методи обробки даних.

Одним із методів машинного навчання є нейронні мережі.

Нейронні мережі – це спроба створити машини зі штучним інтелектом шляхом створення різних частин людського мозку за допомогою математичних моделей.

Зазвичай штучна нейронна мережа навчається з учителем. Це означає, що існує навчальний набір даних (dataset), що містить приклади з реальними значеннями: мітки, класи, покажчики.

Раніше потрібно було генерувати бали для тесту, і що більше балів, то точніші ваги та точніші відповіді. Цей процес нейронна мережа дозволила автоматизувати.

Три компоненти штучної нейронної мережі (рис. 1.3):

- Вхідний шар;
- Прихований шар (обчислювальний) шар;
- Вихідний шар.



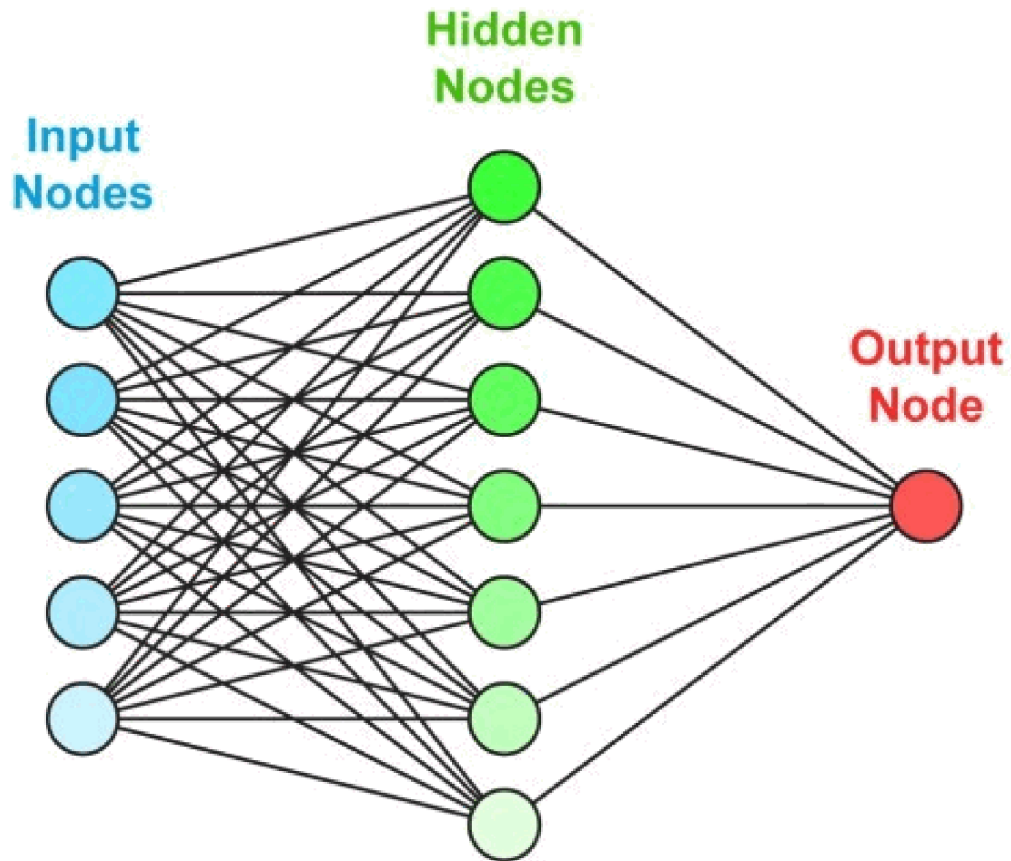


Рисунок 1.3 –Штучна нейронна мережа

Важливою перевагою нейронних мереж перед традиційними статистичними методами є можливість навчання нейронних мереж.

Технічна підготовка включає визначення коефіцієнта кореляції між нейронами. У процесі навчання нейронні мережі здатні виявляти складні зв'язки між вхідними та вихідними даними та узагальнювати [11].

Щоб навчити нову мережу, потрібні навчальні зразки даних – динамічні показники середовища та приміщення. Навчання — це серія ітерацій, у яких вагові коефіцієнти коригуються на основі динаміки вхідних даних порівняно з існуючими ланцюжками алгоритмів, і далі впливають на інші ланцюжки алгоритмів.

## РОЗДІЛ 2

### ДОСЛІДЖЕННЯ АРХІТЕКТУРИ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ТА АЛГОРИТМУ ЇЇ НАВЧАННЯ

#### 2.1 Компоненти нейромережі і їх опис

##### 2.1.1 Нейрон та синапс

Штучні нейронні мережі є відносно примітивними електронними моделями, заснованими на нейронній структурі мозку. Основними елементами обробки нейронних мереж є нейрони. Нейрони (нервові клітини) — це спеціалізовані біологічні клітини, які обробляють інформацію. Підраховано, що в мозку є велика кількість нейронів, і кожен нейрон має приблизно  $10^{11}$  зв'язків (рис. 2.1).

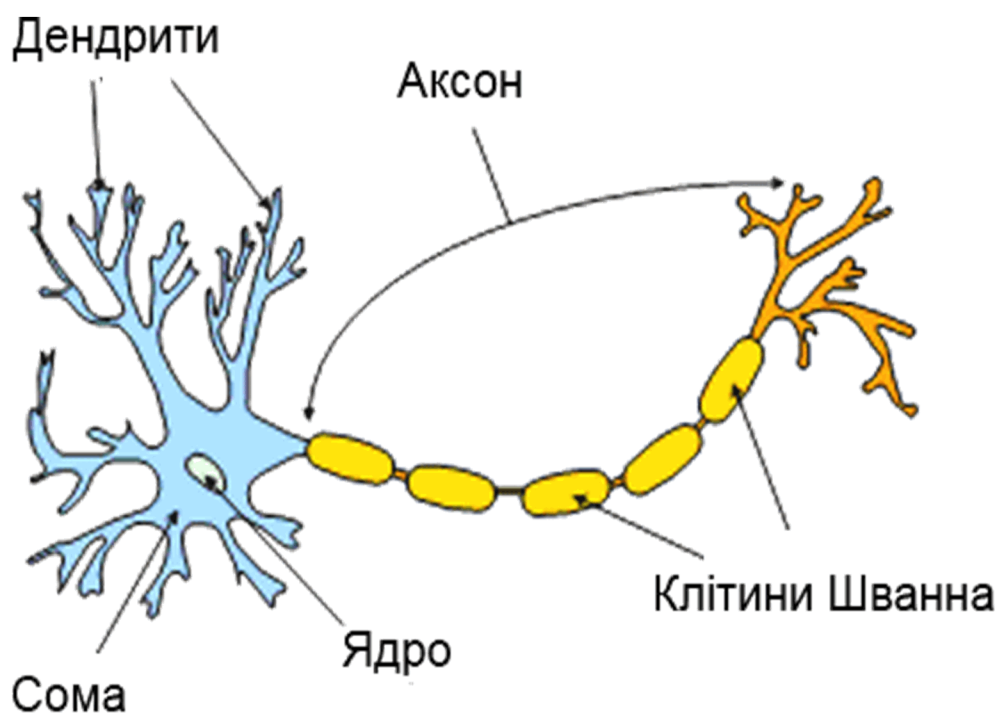


Рисунок 2.1. Зображення біологічного нейрону

Штучні нейрони мають кілька входів (синаптичні аналоги біологічних нейронів) і один вихід (аксональні аналоги). Кожен елемент має вагу, яка множиться на значення, отримане від цього елемента. У тілі (клітині) нейрона зважені входи підсумовуються, а отримана величина перетворюється за допомогою функції активації (передачі) нейрона (зазвичай нелінійної). Отже, роботу штучних нейронів можна описати такою формулою:

$$S = \sum_{i=1}^n w_i x_i + w_0$$

де  $n$  - розмірність вхідного вектора,

$w_i$  - вага  $i$ -го входу нейрона,

$x_i$  - значення, яке надходить на  $i$ -й вхід нейрона;

$$Y = f(S), \quad (2.1)$$

де  $Y$  - вихідне значення нейрона,

$f(S)$  - активаційна функція.

Значення на вході нейрона змінюється в межах  $[0, 1]$ . Іноді нейрон має додатковий вхід  $x_0$  з вагою  $w_0$ , який використовується для встановлення порогу чутливості нейрона шляхом переміщення тригерної функції по осі абсцис.

Хоча кожен нейрон окремо виконує дуже просту обробку даних, велика кількість нейронів, що працюють паралельно в нейронній мережі, можуть вирішувати дуже складні залежності даних.

Кожен нейрон складається з двох типів даних: вхідних і вихідних. На першому рівні вхідні дані відповідають вихідним даним. В інших випадках вхідні дані отримують підсумкову інформацію з попередніх рівнів і нормалізуються (рис. 2.2).

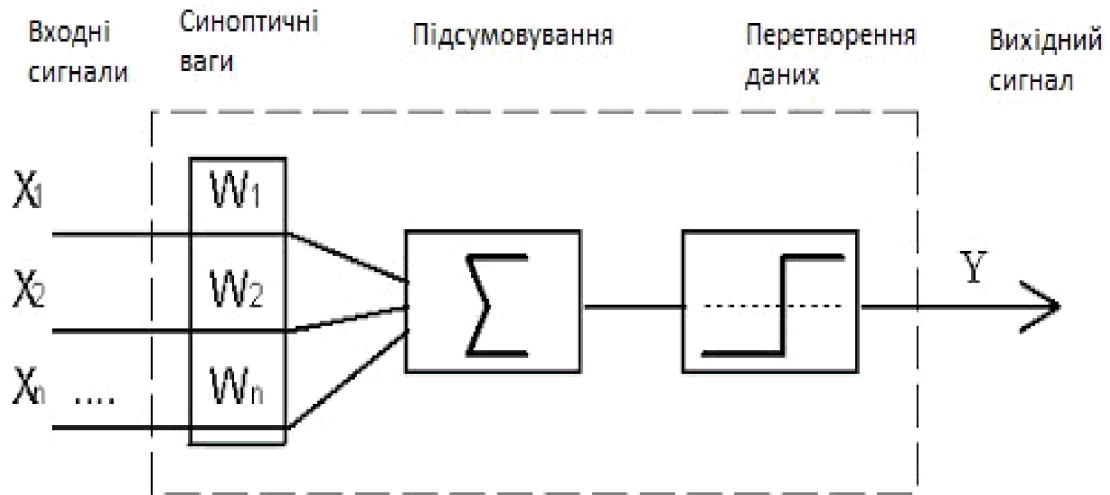


Рисунок 2.2 Зображення моделі нейрону

Існує кілька способів класифікації нейронів. За положенням нейронів у мережі їх поділяють на:

- вхідний;
- вихідний;
- прихований.

Нейрони також можна класифікувати за типом функції активації:

- пороговий - функція активації з жорсткою та "м'якою" формами лінійного порогу;
- лінійна – функція активації має вигляд прямої лінії;
- бінарний – має функцію активації, яка забезпечує два стани – 0 і 1 – на виході нейрона;
- Функція сигмовидної активації такого нейрона має вигляд плавної S-подібної кривої.

Синапси - це з'єднання між нейронами, і кожен синапс має свою вагу. Тому вхідні дані змінюються під час передачі. Під час обробки інформація, що передається синапсами з експоненціально більшою вагою, стане домінуючою.

На результати впливають не нейрони, а синапси, які дають загальну вагу вхідних даних, оскільки насправді самі нейрони постійно виконують однакові обчислення. Ваги розміщуються в довільному порядку.

### 2.2.2 Перцептрон

Перцептрон — це абстрактна модель біологічного нейрона. В принципі, це дуже простий процесор. Як видно, перцептрон приймає кілька двійкових входів  $x_1, x_2, \dots, x_n$  і створює двійковий вихід. Розенблат запропонував просте правило для обчислення вихідних даних. Він ввів ваги,  $w_1, w_2, \dots, w_n$  - дійсні числа, що представляють важливість відповідних вхідних даних для виходу.

$$\sum_{j=1}^n w_j x_j \quad (2.2)$$

Вихід нейрона залежить від того, чи є результат операції суматора (так звана зважена сума) меншим або більшим за певний поріг. Як і вагові коефіцієнти, поріг є дійсним числом, яке є параметром нейрона. Давайте виразимо це більш точними алгебраїчними термінами, як показано в такій формулі:

$$output = \begin{cases} 0, \text{ якщо } \sum_{j=1}^n w_j x_j \leq \text{порогове значення} \\ 1, \text{ якщо } \sum_{j=1}^n w_j x_j > \text{порогове значення} \end{cases} \quad (2.3)$$

Перцептрон — це пристрій, який приймає рішення шляхом зважування різних типів даних. Отже, зрозуміло, що складні мережі перцептронів можуть приймати досить складні рішення.

Багатошаровий перцептрон — це тип штучної нейронної мережі прямого розповсюдження, яка складається щонайменше з трьох рівнів: вхідного, прихованого та вихідного. Усі нейрони, крім вхідних, використовують нелінійні функції активації.

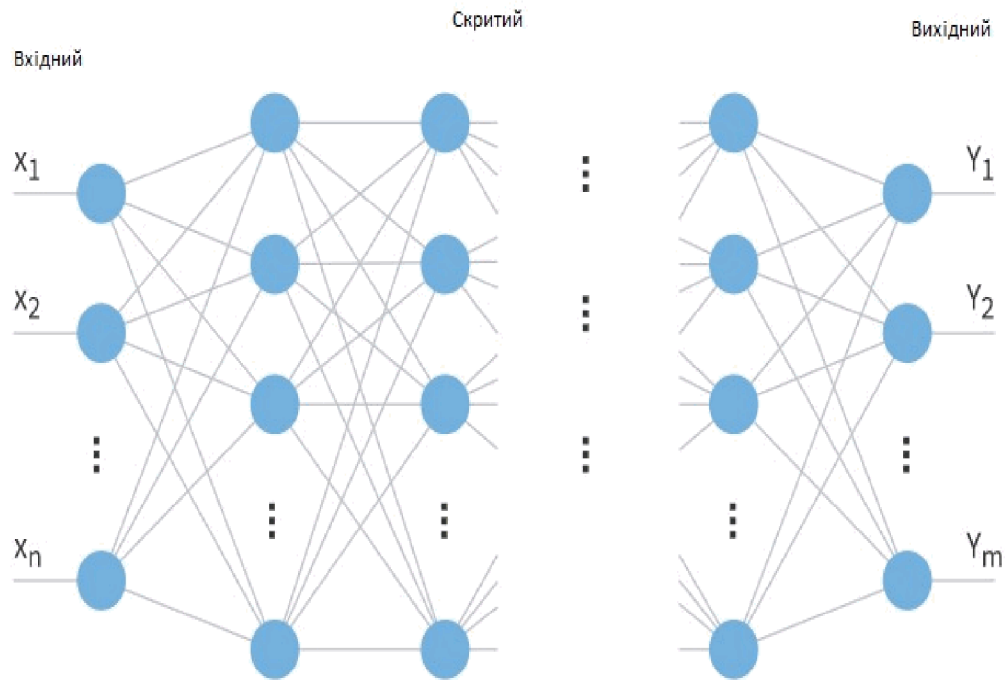


Рисунок 2.3 Багатошаровий перцептрон

Алгоритми навчання автоматично коригують ваги та зміщення нейронної мережі на основі зовнішніх стимулів, без прямої участі програмістів. Процес навчання передбачає невеликі зміни вагових коефіцієнтів і зміщень для отримання невеликих змін у виході, що наближає до кращих результатів класифікації. Навіть незначні впливи можуть призвести до великих змін, що призведе до непередбачуваних наслідків. Для вирішення цієї проблеми використовуються так звані функції активації.

### 2.2.3 Функції активації

Нейрон повністю описується його вагою та функцією активації, представленою  $f(y)$ , де  $y$  — зважена сума. Отримавши вектор  $x$  як вхідні дані, нейрон видає деякі числа.

Функції активації можуть бути різних типів. Найбільш широко використовувані параметри наведено в таблиці (зважені суми позначено  $s$ ):

Таблиця 2.1 – Перелік функцій активації нейронів

Назва	Формула	Область визначення
Порогова	$f(s) = \begin{cases} 0, & s < 0 \\ 1, & s \geq 0 \end{cases}$	(0,1)
Знакова	$f(s) = \begin{cases} 1, & s > 0 \\ -1, & s \leq 0 \end{cases}$	(-1,1)
Сигмоїдальна (логістична)	$f(s) = \frac{1}{1+e^{-s}}$	(0,1)
Полулінійна	$f(s) = \begin{cases} 0, & s \leq 0 \\ s, & s > 0 \end{cases}$	$(0; \infty)$
Лінійна	$f(s) = s$	$(-\infty; +\infty)$
Радіальна базисна	$f(s) = \exp(-s^2)$	(0,1)
Полулінійна з насиченням	$f(s) = \begin{cases} 0, & s \leq 0 \\ s, & 0 < s < 1 \\ 1, & s \geq 1 \end{cases}$	(0,1)
Лінійна з насиченням	$f(s) = \begin{cases} -1, & s \leq -1 \\ s, & -1 < s < 1 \\ 1, & s \geq 1 \end{cases}$	(-1,1)
Гіперболічний тангенс	$f(s) = \frac{e^s - e^{-s}}{e^s + e^{-s}}$	(-1,1)
Треугольна	$f(s) = \begin{cases} 1 -  s , &  s  \leq 1 \\ 0, &  s  > 1 \end{cases}$	(0,1)

Найбільш поширеною є нелінійна функція з насиченням, так звана логістична функція або сигмоїдна функція.

Логічні функції мають такі властивості:

Це «обмежувальна» функція, тобто, незалежно від параметрів (зважена сума), вихідний сигнал завжди буде між 0 і 1, вона має похідну в усіх точках, і цю похідну можна виразити тією ж функцією.

## 2.3 Класифікація нейронних мереж

Системи штучного інтелекту мають такі характеристики:

- Розвивати комунікативні навички, які характеризують спосіб взаємодії користувачів з комп'ютерами та системами. Не виключена можливість будь-якого звернення до системи для діалогу з інтелектуальною системою.
- Вирішувати завдання, які не мають конкретного рішення, але вимагають нестандартних методів, залежно від ситуації, наявних даних і кінцевих результатів. Ці завдання можна ефективно вирішувати за допомогою штучних нейронних мереж.
- Здатність до самонавчання — тобто здатність інтелектуальної системи отримувати знання з накопиченого досвіду в конкретних ситуаціях. Попереднє навчання системи вимагає обробки вихідних даних.
- Відсутність заздалегідь визначених алгоритмів розв'язування задач.

Таблиця 2.2 Види штучних інтелектуальних систем

Вид	Тип
Системи з комутативними здібностями	<ul style="list-style-type: none"> <li>- інтелектуальні бази даних;</li> <li>- природно-мовні інтерфейси;</li> <li>- контекстні довідкові системи;</li> <li>- гіпертекстові системи;</li> <li>- когнітивна графіка;</li> </ul>
Експертні системи	<ul style="list-style-type: none"> <li>- системи класифікації;</li> <li>- системи трансформації;</li> <li>- системи довизначення;</li> </ul>



## Продовження таблиці 2.2 Види штучних інтелектуальних систем

Системи самонавчання	<ul style="list-style-type: none"> <li>- індуктивні системи;</li> <li>- нейронні мережі;</li> <li>- інформаційні сховища;</li> <li>- системи на прецедентах.</li> </ul>
Адаптивні системи	<ul style="list-style-type: none"> <li>- компонентна технологія;</li> <li>- CASE - технології;</li> </ul>

Система може вирішувати не одну задачу, а кілька задач, або в процесі вирішення однієї задачі вона може вирішувати декілька інших задач.

Інтелектуальні системи також класифікуються на основі використовуваного методу.

Тут можна розрізнити м'які, жорсткі та гібридні методи.

М'які обчислення - це складний комп'ютерний метод, заснований на нечіткій логіці, генетичних обчисленнях і ймовірнісних обчисленнях.

Жорсткі розрахунки - стандартні комп'ютерні розрахунки (не поширюються на м'які розрахунки).

Гібридна система - система, яка використовує більше однієї комп'ютерної технології (для інтелектуальних систем - технологія штучного інтелекту).

Кожна нейронна мережа складається з першого шару нейронів, який називається вхідним. Цей рівень не виконує жодних перетворень і обчислень, а виконує інше завдання: приймає вхідні сигнали та розподіляє їх на інші нейрони. Цей рівень є єдиним рівнем, загальним для всіх типів нейронних мереж, і стандартом для поділу є наступна структура:

1. Одношарова структура нейронної мережі. Це структура взаємодії нейронів, у якій сигнал із вхідного рівня негайно надсилається на вихідний рівень. Насправді вихідний рівень не лише перетворює сигнал, але й дає негайну відповідь. Як було сказано раніше, перший вхідний рівень лише приймає та розповсюджує сигнали, необхідні обчислення вже виконуються на другому

рівні. Вхідні нейрони з'єднані з основним шаром через синапси з різною вагою, що забезпечує якість зв'язку.

2. Багатошарова нейронна мережа. Окрім вихідного та вхідного шарів, є кілька прихованих проміжних шарів. Кількість цих шарів залежить від складності нейронної мережі. Це більше схоже на структуру біологічних нейронних мереж. Цей тип був розроблений недавно, раніше всі процеси реалізовувалися за допомогою одношарових нейронних мереж. Відповідне рішення має більші можливості, ніж одношарове рішення, оскільки в процесі обробки даних кожен проміжний рівень є проміжним етапом обробки та розповсюдження інформації.

Окрім кількості шарів, нейронні мережі також можна класифікувати за напрямком розподілу інформації в синапсах між нейронами:

1. Нейронна мережа прямого поширення (одностороння). У цій структурі сигнал рухається строго в напрямку від вхідного шару до вихідного. Це в принципі неможливо без виконання руху сигналу в протилежному напрямку. Сьогодні розробка цієї програми широко розповсюджена і до теперішнього часу успішно вирішує завдання розпізнавання образів, прогнозування та кластеризації.

2. Рекурентна нейронна мережа (зі зворотним зв'язком). Тут сигнал рухається в прямому і зворотному напрямках. У результаті результат виведення можна повернути на вхід. Вихід нейрона визначається вагою ознакою та вхідним сигналом, доповнюється попереднім виходом, а потім повертається на вхід. Ці нейронні мережі характеризуються функцією короткочасної пам'яті, за допомогою якої вони відновлюють і доповнюють сигнали під час обробки.

У нейронній мережі є три типи нейронів:

- Вхідні;
- Вихідні;
- Приховані.

В одношаровій структурі не буде прихованих нейронів. Існують також одиниці, які називаються нейронами зміщення та контекстними нейронами.

Класифікація систем штучного інтелекту охоплює величезну теоретичну базу знань у різних наукових галузях. Створення та впровадження штучних нейронних мереж є складним процесом від початкової до завершальної стадії.

## 2.4 Машинне та глибоке навчання

Машинне навчання — це підмножина штучного інтелекту, яка використовує статистичні алгоритми навчання для створення систем, здатних навчатися та вдосконалюватись автоматично без явного програмування.

Комп'ютерне програмування бачення часто базується на методах обчислення характеристик зображення, таких як гострі краї та кути. Ці символи повинні бути визначені вручну програмістами алгоритмів, які інтуїтивно знають, що шукати в даних. Потім програмісти поєднують ці функції та формують алгоритм, який дозволяє їм визначити, що міститься в зображенні.

Алгоритми машинного навчання використовують великі обсяги вибірок даних (навчання) для автоматичного створення математичних моделей, які можна використовувати для прийняття рішень на основі обчислених результатів без необхідності програмування. Символи завжди фіксуються вручну, але алгоритм вивчає, як їх комбінувати, обробляючи велику кількість спостережень або анотованих навчальних даних. Ця методика називається класичним машинним навчанням.

За допомогою машинного навчання вам потрібно навчити систему правильно використовувати та поширювати дані. Результати вводяться в систему, і процес триває, доки система не навчиться достатньо, щоб розпізнати потрібний об'єкт, наприклад транспортний засіб певного типу. Модельне навчання стає програмою.

Головною перевагою штучного інтелекту перед традиційним програмуванням при створенні програм комп'ютерного зору є можливість

обробки великих обсягів різноманітної інформації та різних даних. Система здатна обробляти тисячі зображень, зберігаючи високу точність і продуктивність, і через деякий час людина може втомитися і втратити концентрацію. Тому використання штучного інтелекту дозволяє істотно підвищити точність програми. Однак чим складніше визначення, тим важче машині досягти бажаних результатів.

Глибоке навчання — це вдосконалена версія машинного навчання, де система вчиться створювати функції та як об'єднувати ці функції у великі структури правил для отримання результатів, і це навчання залежить від вхідних даних. Алгоритм автоматично визначає, які функції слід шукати в навчальних даних, а також може досліджувати глибоку структуру слабо пов'язаних комбінацій.

Основні алгоритми, що використовуються в глибокому навчанні, базуються на тому, як працюють нейрони та як мозок використовує їх для створення більш складних рівнів знань, зв'язуючи необроблені нейронні сигнали з глибокими ієрархіями. Мозок — це система, яка також складається з нейронів, що стирає межу між вибором ознак і їх комбінацією, роблячи ці процеси певною мірою ідентичними.

Використовуючи алгоритми глибокого навчання, можна створити складні візуальні детектори та навчити їх виявляти різноманітні, слабо пов'язані та дуже складні об'єкти.

Причина такої гнучкості полягає в тому, що системи глибокого навчання можуть навчатися з більшої кількості даних (і бути більш різноманітними), ніж традиційні системи машинного навчання. Це робить глибоке навчання ідеальним для складної діяльності, де існує велика кількість різноманітних даних і де комбінації функцій важко змоделювати.

Залежно від того, чи є вчитель, алгоритми навчання можна розділити на навчання з учителем (навчання під керівництвом), навчання без вчителя (навчання без керівництва) і навчання з підкріпленням (навчання з підкріпленням).

Попрацюйте з учителем, щоб навчитися розпізнавати предмети чи сигнали.

Неконтрольоване навчання найчастіше використовується, коли алгоритми вивчають подібності та можуть виявляти відмінності та аномалії, виділяючи незвичайний або інший вміст.

Навчання з підкріпленням широко використовується в ситуаціях, коли поставлене завдання потрібно правильно виконати в зовнішньому середовищі з багатьма можливими варіантами дій.

Залежно від типу використовуваного алгоритму його можна розділити на два види:

- Класичне навчання – добре відомий і добре вивчений алгоритм навчання, розроблений понад 50 років тому. В основному підходить для завдань обробки даних: класифікація, кластеризація, регресія тощо. Вони використовуються для прогнозування, сегментації тощо.

- Нейронні мережі та Deep Learning - найсучасніші методи машинного навчання. Нейронні мережі широко використовуються в сферах, які вимагають розпізнавання або створення зображень і відео, складних алгоритмів керування або прийняття рішень.

Обидва типи навчання є схожими типами алгоритмів, але алгоритми глибокого навчання зазвичай використовують більший набір комбінацій вивчених функцій, ніж класичні алгоритми машинного навчання. Це означає, що аналітичні програми на основі глибокого навчання можуть бути більш гнучкими і, якщо їх навчити, можуть виконувати більш складні завдання.

Однак для деяких завдань аналізу відео може бути достатньо спеціально оптимізованих класичних алгоритмів машинного навчання. Для чітко визначених завдань алгоритм може давати ті самі результати, що й алгоритми глибокого навчання, але потребує менше математики, що робить рішення більш економічним і менш енергоємним. Крім того, для цього потрібно набагато менше навчальних даних і ресурсів для розробки.

## РОЗДІЛ 3 СТВОРЕННЯ МОДЕЛІ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

### 3.1 Структура нейронної мережі

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 нейромережева 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 [22].

На рисунку 3.1 наведена схема адаптивної непрямої системи управління інтелектуальною будівлею за допомогою нейронних мереж.

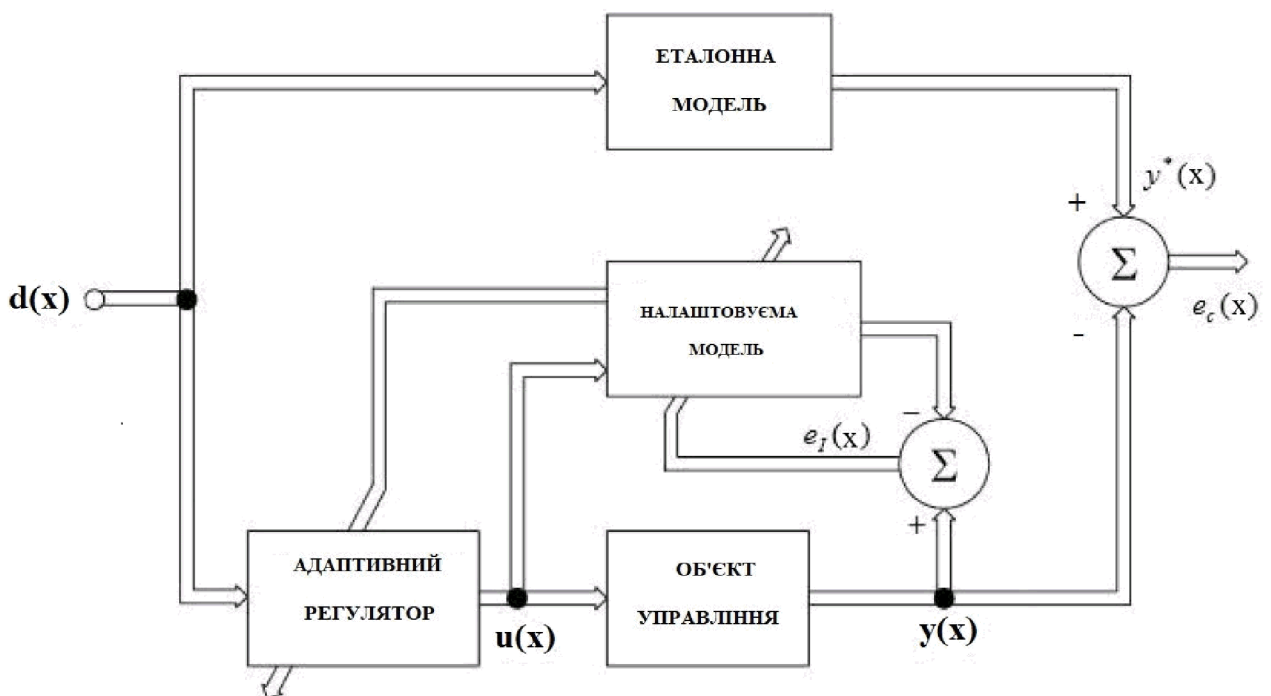


Рисунок 3.1 –Схема адаптивної непрямой системи управління інтелектуальною будівлею за допомогою нейронних мереж

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:

$$y = f(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6),$$

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 бажану поведінку об'єкта управління.

В адаптивній непрямій системі управління паралельно об'єкту підключена налаштовувана модель, параметри якої безперервно уточнюються за допомогою алгоритму адаптивного оцінювання, мінімізуючого в реальному часі цільову

функцію від помилки ідентифікації, де  $y_x$  – вихідний сигнал реального об'єкта,  $y_x^*$  – вихід налаштовуємої моделі.

Виходами нейронної мережі є:

- $y_1$  – вихідна температура всередині приміщення;
- $y_2$  – вихідний рівень вологості всередині приміщення;
- $y_3$  – вихідний показник чистоти повітря (параметри кондиціонування, вентиляції та фільтрації повітря);
- $y_4$  – вихідний показник швидкості руху повітря.

Отримувемі 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 прийнятого критерія управління, що представляє функцію від помилки управління, де  $y_x^*$  – 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 бажаною траєкторією.

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.

### **Створення моделі багат шарового перцептронну**

Для вирішення задачі прогнозування показників клімат контролю у розділі 2 обґрунтовано вибір архітектури нейронної мережі з багат шаровим перцептронном.

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 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.

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  $\varepsilon$  визначається за формулою:

$$\varepsilon = f \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i, \quad (3.1)$$

де  $n$  – число входів нейрона;  $x_i$  – значення  $i$ -го входу нейрона;  $w_i$ - вага  $i$ -го синапсу;  $f$  – функція активації, яка визначає, яким чином обчислений вагований вхід впливає на стан нейрона.

Потім визначається значення аксона  $\alpha$  за формулою:

$$\alpha = f \sum_{i=1}^n x_i \quad (3.2)$$

де  $f$  – активаційна функція.

В якості активаційної функції найчастіше використовується сигмоид, який описується виразом:

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}. \quad (3.3)$$

При зменшенні параметра  $a$  сигмоид стає більш плоским, вироджаючись у горизонтальну лінію на рівні 0,5 при  $a = 0$ . Зі збільшенням  $a$  сигмоид все більше наближається до функції стрибка одиниці (рисунок 3.2).

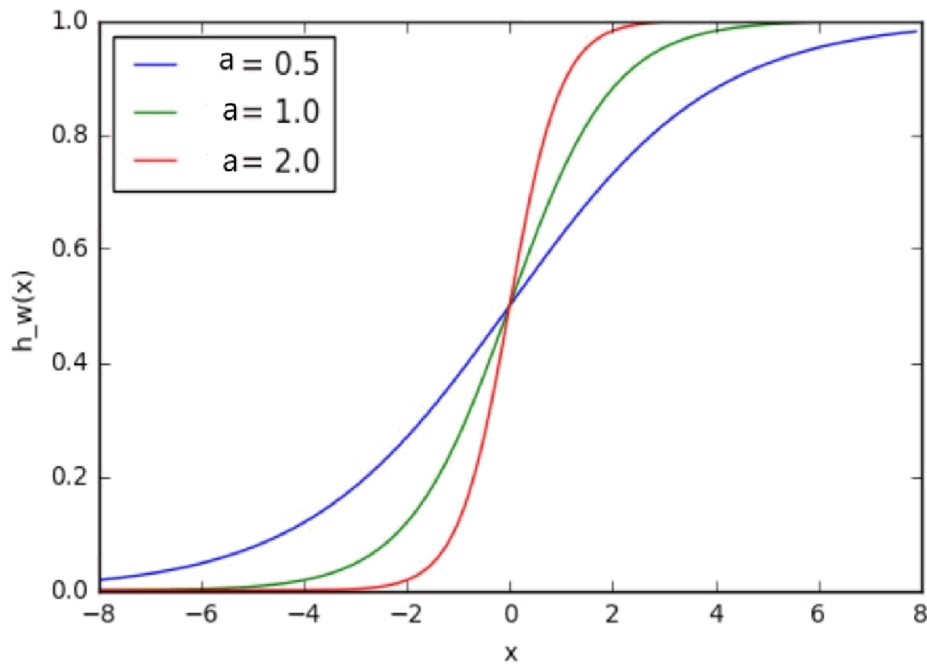


Рисунок 3.2 – Графік активційної функції нейронної мережі

### **Вивчення нейронних мереж для моделювання систем розумного будинку**

Розглянемо алгоритм навчання побудованої нейронної мережі для задачі прогнозування показників кліматичного контролю.

Нейронні мережі зворотного поширення є потужними інструментами для пошуку закономірностей, прогнозів і якісного аналізу. Вони отримали свою назву через алгоритм навчання, який вони використовували, зворотне поширення, в якому помилки поширюються від вихідного рівня до вхідного рівня, тобто в протилежному напрямку до напрямку поширення сигналу, коли мережа працює нормально [21].

Нейронна мережа зворотного поширення складається з кількох шарів нейронів, і кожен нейрон цього шару з'єднаний з кожним нейроном  $(i+1)$ -го шару, який є повністю зв'язаною нейронною мережею.

У загальному випадку завдання навчання нейронної мережі зводиться до знаходження функціональних залежностей, де  $X$  – вхідний, а  $Y$  – вихідний вектор.

Загалом існує кілька рішень таких проблем з обмеженими наборами вхідних даних. З метою обмеження простору пошуку під час навчання ставиться задача мінімізації цільової функції похибки, знайденої методом найменших квадратів:

$$E = \frac{1}{2p} \sum_{j=1}^p (y_j - d_j)^2 \quad (3.5)$$

де  $y_j$  – значення  $j$ -го виходу нейромережі;

$d_j$  – цільове значення  $j$ -го виходу;

$p$  – число нейронів у вихідному шарі.

Навчання нейронної мережі виконується методом градієнтного спуску, тобто на кожній ітерації вагові коефіцієнти змінюються за формулою:

$$\Delta \omega_{ij} = -h \cdot \frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}}, \quad (3.6)$$

де  $h$  – параметр, що визначає швидкість навчання,

$\Delta \omega_{ij}$  – зміна ваги між  $i$ -м входом та  $j$ -м виходом,

На основі виразу (3.4) ми визначаємо рекурсивну формулу для визначення  $n$ -го шару, якщо відомий наступний  $(n+1)$  шар.

Пошук останнього рівня нейронної мережі враховує відомий цільовий вектор, тобто вектор тих значень, які нейронна мережа повинна генерувати для заданого набору вхідних значень.

Розглянемо повний алгоритм навчання нейронної мережі [23]:

Внесіть одне з потрібних зображень на вхід нейронної мережі та визначте вихідні значення нейронної мережі.

Отримане та навчене апаратне забезпечення штучної нейронної мережі є простим у реалізації та може бути використане в процесі автоматизованого проектування систем «розумного будинку».

Отримана в роботі нейромережева модель може підвищити ефективність систем клімат-контролю в «розумних будинках», оскільки результати більш стабільні при виконанні прогнозів динамічних показників навколишнього середовища.

### 3.2 Моделювання нейронної мережі у пакеті MATLAB

Нейромережеві додатки та методи моделювання представлені у вигляді різноманітних прикладних пакетів: MATLAB, Statistics, Dedustor, ACILab. Усі ці програмні системи мають стандартний набір функцій для створення та навчання нейронних мереж.

MATLAB (Matrix Labs) — графічний редактор із практично необмеженими можливостями для збору, аналізу та візуалізації даних, автоматизації математичних розрахунків, створення алгоритмів, комп'ютерного моделювання та прогнозування. Пакет програмного забезпечення MATLAB містить багато бібліотек і макросів для впровадження методів машинного навчання та аналізу даних.

Сфери його застосування безмежно широкі: Інтернет речей, фінанси, медицина, космос, автоматизація, робототехніка, бездротові системи.

Мова MATLAB — це інструмент, який надає операторам (які часто навіть не є програмістами) усі доступні можливості для аналізу, збору та представлення даних, оскільки мова проста у вивченні та має простий і зрозумілий синтаксис.

Крім того, MATLAB дозволяє інтегрувати результати програмування в системи прикладного програмного забезпечення (за допомогою спеціального набору бібліотек Java Assessment Bridge (JAB)). Нормовані вхідні дані для навчання нейронної мережі показано на рис. 3.3.

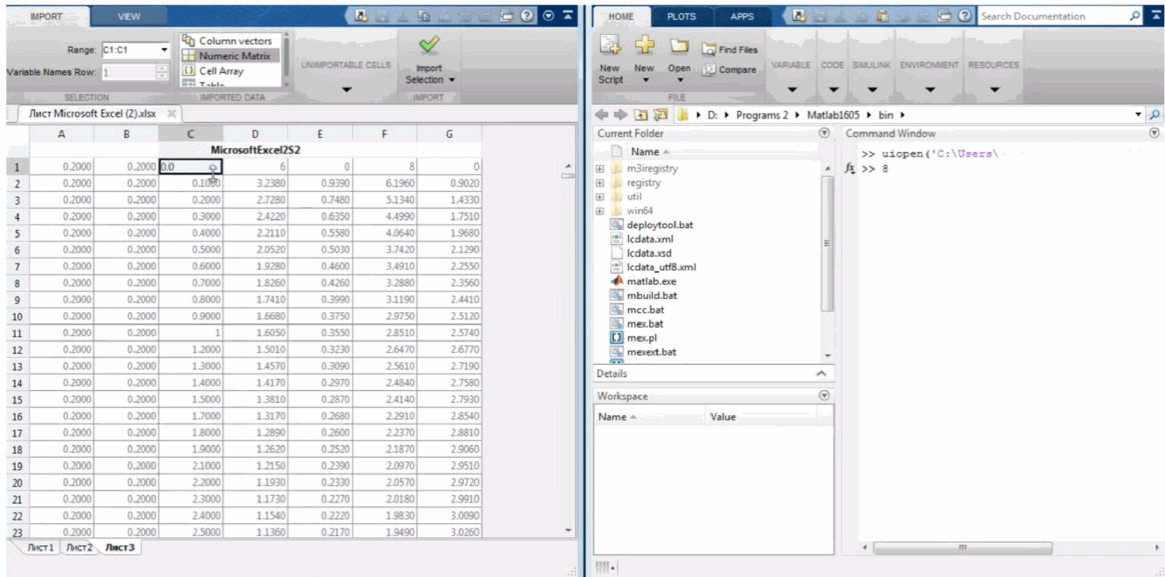


Рисунок 3.3 – Нормалізовані вхідні дані для навчання нейронної мережі

На рис. 3.4 відображено процес передачі вхідних даних, а на рис. 3.5 – показано конструювання мережі та вибір алгоритму для її навчання.

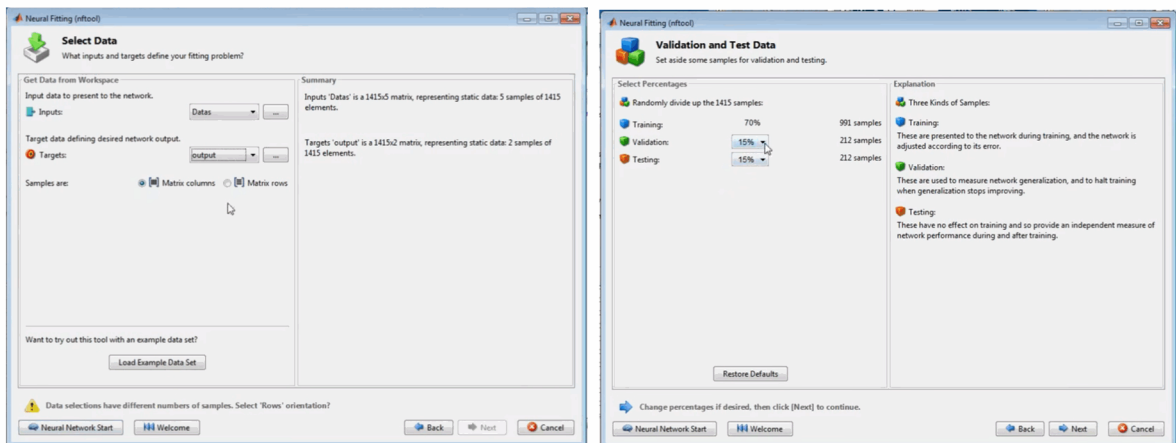


Рисунок 3.4 – Попереднє опрацювання вихідних даних

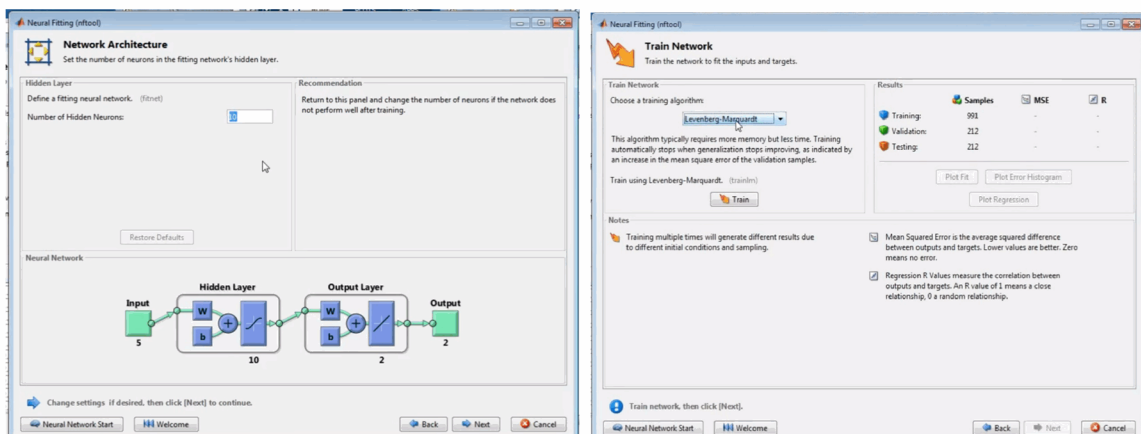


Рисунок 3.5 – Вибір алгоритму для навчання нейронної мережі

Процес, параметри та кінцеві результати навчання нейронної мережі у програмі Matlab наведено на рис. 3.6. Зокрема відображено структуру нейронної мережі, кількість вхідних та вихідних потоків, кількість прихованих та вихідних шарів мережі. Під час навчання мережі відображається поточна кількість епох, тривалість та ефективність навчання.

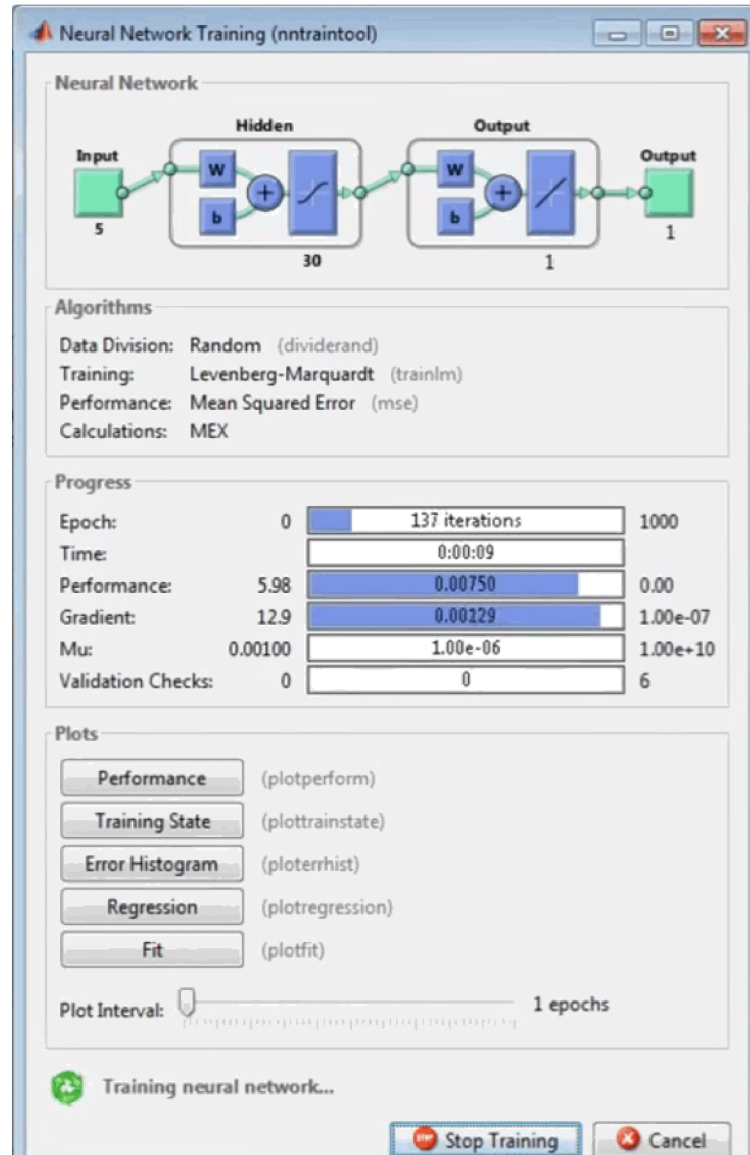


Рисунок 3.6 – Процес навчання нейронної мережі

Результати навчання мережі представлено у вигляді середньої квадратичної похибки (рис. 3.7) та узагальнюючої властивості мережі (рис. 3.8).

Порядок середньої квадратичної похибки після 230 епох навчання знаходиться у околі  $10^{-2}$ , що свідчить про ефективність спроектованої нейронної

мережі. Цікаво, що найменше значення похибки спостерігається при аналізі тестової мережі, а найбільше при аналізі тренувальної мережі.

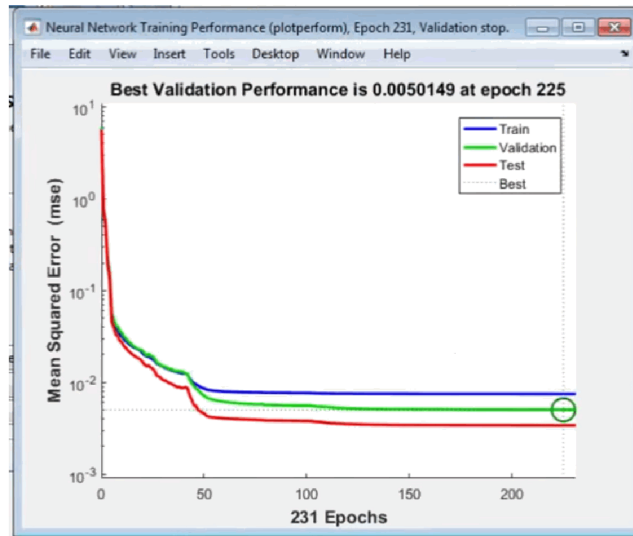


Рисунок 3.7 – Середня квадратична похибка навчання нейронної мережі при аналізі різних вибірок даних.

На графіках узагальнюючої властивості нейронної мережі, представлених на рис. 3.8 відсутні «випадаючі» точки, а структура розподілу тестової вибірки відносно сформованої залежності вказує на готовність навченої нейронної мережі до практичного застосування.

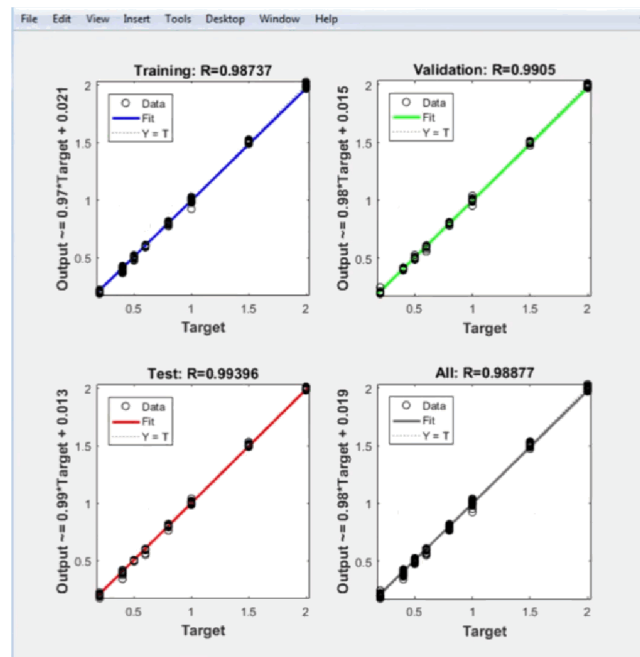


Рисунок 3.8 – Узагальнююча властивість нейронної мережі

### 3.3 Моделювання нейронної мережі мовою Python

Для експериментального визначення оптимальної кількості прихованих шарів нейронної мережі та методів нормалізації даних визначену структуру бази даних з навчальною вибіркою. Її головною сутністю є термостат, який оперує даними від датчика та поточною датою й часом вимірювання. На основі цієї сутності розроблено таблицю бази даних «Термостат», яка містить такі поля:

id (int) – унікальний цифровий ідентифікатор;

temp\_out (double) – зовнішня температура повітря;

temp\_in (double) – температура повітря у приміщенні;

temp\_radiator (double) – температура опалювального радіатора;

position\_thermal (double) – положення термоголовки;

date (datetime) – актуальна дата вимірювання.

Основною метою прогнозування мікрокліматичних параметрів в приміщенні є підтримання комфортної температури в приміщенні за графіком. Для побудови цього алгоритму необхідно визначити час, за який нагрівається повітря в кімнаті від початкової температури до заданої температури. Це дозволить завершувати процес зміни температури за розкладом до визначеного моменту часу.

На вирішення цієї проблеми і скерована нейронна мережа, що розробляється. Вона повинна розраховувати час обігріву приміщення від початкової температури до бажаної за певний час.

Алгоритм контролю температури в приміщенні базується на двох нейронних мережах: багат шаровій персептронній (MLP) і рекурентній нейронній мережі з довгою короткочасною пам'яттю (LSTM).

Програмний код реалізації тестової нейронної мережі MLP, представлений в лістингу 3.1.



## Лістинг 3.1 Створення нейронної мережі MLP

```
def create_my_mlp(load=True, num=0):  
  
    if load:  
  
        # Завантаження архітектури моделі з файлу 'model.json'  
  
        json_file = open('./models/model.json', 'r')  
  
        loaded_model_json = json_file.read()  
  
        json_file.close()  
  
        # Завантаження ваг моделі з файлу 'model.h5'  
  
        model = model_from_json(loaded_model_json)  
  
        model.load_weights("./models/model.h5")  
  
        print("Loaded model from disk")  
  
    else:  
  
        # Створення нової моделі  
  
        model = Sequential()  
  
        model.add(Dense(256, input_shape=(num,)))  
  
        model.add(BatchNormalization())  
  
        model.add(LeakyReLU())  
  
        model.add(Dense(1))  
  
        # Вивід опису моделі  
  
        model.summary()  
  
    return model
```

Мережа складається з 256 повністю зв'язаних нейронів, на виході яких застосовано BatchNormalization і функцію активації LeakyReLU. Далі, оскільки необхідно отримати єдине значення, час нагрівання або охолодження використовується на виході нейронної мережі, використовуючи один нейрон для надання цього значення.

Точність передбачення нейронної мережі обчислюється як пропорційна середній абсолютній похибці згідно з виразом 3.7. Відсоток точності прогнозу дорівнює 100% - MAPE.

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \frac{|Z(t) - Z'(t)|}{Z(t)} \cdot 100\%, \quad (3.7)$$

де  $Z(t)$  – фактичне значення часового ряду,  $Z'(t)$  – прогнозне значення часового ряду.

Виходячи з отриманих результатів досліджень точність такої нейронної мережі виявилася лише на рівні 50 %, тому було вирішено продовжити модифікацію нейронної мережі.

Для цього реалізовано нейронну мережу MLP (Multi-Layer Perceptron) за допомогою нормалізації (регуляризації) і розділено мережу на два шари з 64 і 16 повністю зв'язаними нейронами відповідно (лістинг 3.2). MLP або багатошаровий перцептрон – це тип штучної нейронної мережі, яка включає в себе кілька шарів нейронів, включаючи вхідний, прихований і вихідний. MLP є однією з основних архітектур нейронних мереж та є базовим елементом глибокого навчання.

Лістинг 3.2 Створення нейронної мережі MLP-типу з додатковою нормалізацією даних

```
def create_best_mlp(load=True, num=0):
    if load:
        # Завантаження архітектури моделі з файлу 'best_mlp.json'
        json_file = open('./models/best_mlp.json', 'r')
        loaded_model_json = json_file.read()
        json_file.close()
```

```

# Завантаження ваг моделі з файлу 'best_mlp.h5'
model = model_from_json(loaded_model_json)
model.load_weights("./models/best_mlp.h5")
print("Loaded model from disk")
else:
    # Створення нової моделі
    model = Sequential()
    model.add(Dense(64, input_shape=(num,),
activity_regularizer=regularizers.l2(0.01)))
    model.add(BatchNormalization())
    model.add(LeakyReLU())
    model.add(Dense(16, activity_regularizer=regularizers.l2(0.01)))
    model.add(BatchNormalization())
    model.add(LeakyReLU())
    model.add(Dense(1))
    model.add(Activation('linear'))
# Вивід опису моделі
model.summary()
return model

```

Процес регулювання під назвою «regularizers», додається на етапі створення нейронної мережі, для того щоб обмежити ваги нейронної мережі, щоб не було великого розкиду значень, таким чином усуваючи ефект перетренованості.

Згідно з результатами дослідження, точність цієї нейронної мережі становить 65% від вихідних даних.

Щоб порівняти кілька моделей алгоритму, була реалізована тестова функція для нейронної мережі типу LSTM (Long Short-Term Memory), як показано в лістингу 3.3. LSTM – це тип рекурентної нейронної мережі (RNN), спроектований для ефективної роботи з послідовностями та довгостроковими

залежностями в даних. Вони широко використовуються у сферах обробки природної мови, розпізнавання мови, прогнозування часових рядів та інших задачах, де важлива обробка послідовностей.

### Лістинг 3.3 Створення нейронної мережі типу LSTM

```
def create_my_lstm(load=False, num=0, prop=1):
    if load:
        # Завантаження архітектури моделі з файлу 'model.json'
        json_file = open('./models/model.json', 'r')
        loaded_model_json = json_file.read()
        json_file.close()
        # Завантаження ваг моделі з файлу 'model.h5'
        model = model_from_json(loaded_model_json)
        model.load_weights("./models/model.h5")
        print("Loaded model from disk")
    else:
        # Створення нової моделі
        model = Sequential()
        # Додавання LSTM шару з 6 нейронів
        model.add(LSTM(6, input_shape=(num, prop), return_sequences=False))
        model.add(Dense(24)) # Додавання Dense шару з 24 нейронами
        # Вивід опису моделі
        model.summary()
    return model
```

Використання послідовної моделі передбачає лінійне накладання шарів. Наступні шари додаються за допомогою методу ".add()" з параметром "return\_sequence = False", який створює єдиний вихідний вектор. Функції візуалізації та навчання запропонованої нейронної мережі показані в лістингу 3.4.

## Лістинг 3.4 Функція візуалізації та навчання нейронної мережі типу LSTM

```
# Функція для візуалізації історії тренування моделі
```

```
def visual_history(history):
```

```
    # Графік втрат на тренувальному та тестовому наборах
```

```
    plt.figure()
```

```
    plt.plot(history.history['loss'])
```

```
    plt.plot(history.history['val_loss'])
```

```
    plt.title('Model Loss')
```

```
    plt.ylabel('Loss')
```

```
    plt.xlabel('Epoch')
```

```
    plt.legend(['Train', 'Test'], loc='best')
```

```
    plt.show()
```

```
    # Графік точності на тренувальному та тестовому наборах
```

```
    plt.figure()
```

```
    plt.plot(history.history['acc'])
```

```
    plt.plot(history.history['val_acc'])
```

```
    plt.title('Model Accuracy')
```

```
    plt.ylabel('Accuracy')
```

```
    plt.xlabel('Epoch')
```

```
    plt.legend(['Train', 'Test'], loc='best')
```

```
    plt.show()
```

```
# Основна функція
```

```
def main():
```

```
    # Отримання даних
```

```
    X_train, Y_train, X_test, Y_test, num = get_data(corr=False, norm=False)
```

```
    # Параметри для моделі
```

```
    load = False
```

```
    name = 'model'
```

```
    # Створення та компіляція моделі
```

```
    model = create_my_mlp(load, num)
```

```

model = create_best_mlp(load, num)
model.compile(loss='mse', optimizer='adam', metrics=['accuracy'])
# Callbacks для тренування
reduce_lr = ReduceLROnPlateau(monitor='val_loss', factor=0.9, patience=5,
min_lr=0.000001, verbose=1)
erl_stop = EarlyStopping(monitor='val_loss', patience=100)
# Тренування моделі або завантаження існуючої
if load != True:
    history = model.fit(X_train, Y_train, epochs=1000, verbose=1,
batch_size=32, validation_data=(X_test, Y_test), callbacks=[erl_stop, reduce_lr])
    visual_history(history)
    save_model(model, name)
else:
    # Передбачення та візуалізація результатів
    Y_predict = model.predict(X_test)
    y = []
    for i in range(len(X_test)):
        print("Real=%s, Predicted=%s" % (Y_test[i], Y_predict[i][0]))
        y.append(i)
    plt.figure()
    plt.plot(y, Y_test, 'r', label="Real")
    plt.plot(y, Y_predict, 'b', label="Predicted")
    plt.legend(loc="upper left")
    plt.title('Equation Model')
    plt.ylabel('Value')
    plt.xlabel('Time')
    plt.show()
# Оцінка моделі на тестовому наборі
score = model.evaluate(X_test, Y_test, batch_size=32)
print('Test Loss, Test Accuracy:', score)

```

```
# Виклик основної функції
main()
```

На рис. 3.9 відображено приклад нейронної мережі LSTM із середньою квадратичною помилкою "val\_loss", яка спочатку висока, але зменшується з кожним циклом навчання нейронної мережі.

```
Train on 427 samples, validate on 107 samples
Epoch 1/30
427/427 [=====] - 3s 7ms/step - loss: 200.7186 - val_loss: 243.7071
Epoch 2/30
427/427 [=====] - 0s 89us/step - loss: 130.2738 - val_loss: 172.7188
Epoch 3/30
427/427 [=====] - 0s 97us/step - loss: 86.9109 - val_loss: 123.9527
Epoch 4/30
427/427 [=====] - 0s 97us/step - loss: 58.5707 - val_loss: 91.3879
Epoch 5/30
427/427 [=====] - 0s 98us/step - loss: 41.0577 - val_loss: 68.7715
Epoch 6/30
427/427 [=====] - 0s 97us/step - loss: 30.9307 - val_loss: 53.7192
Epoch 7/30
427/427 [=====] - 0s 98us/step - loss: 25.0882 - val_loss: 44.5493
Epoch 8/30
427/427 [=====] - 0s 97us/step - loss: 22.1689 - val_loss: 38.9246
Epoch 9/30
427/427 [=====] - 0s 98us/step - loss: 20.8058 - val_loss: 35.9207
Epoch 10/30
427/427 [=====] - 0s 99us/step - loss: 20.3621 - val_loss: 34.2123
Epoch 11/30
427/427 [=====] - 0s 101us/step - loss: 20.1909 - val_loss: 33.4018
Epoch 12/30
427/427 [=====] - 0s 94us/step - loss: 20.1781 - val_loss: 32.6290
Epoch 13/30
427/427 [=====] - 0s 98us/step - loss: 20.1422 - val_loss: 32.8353
Epoch 14/30
427/427 [=====] - 0s 91us/step - loss: 20.1181 - val_loss: 32.6664
Epoch 15/30
427/427 [=====] - 0s 98us/step - loss: 20.0899 - val loss: 33.2220
```

Рисунок 3.9 – Процес навчання нейронної мережі типу LSTM

Рис. 3.10 – 3.12 ілюструють співвідношення реальних даних до прогнозованих даних нейронної мережі в архітектурі LSTM. На діаграмі по горизонталі відображаються дані прогнозу часу в нормальній формі в діапазоні від -0,15 до +0,15, а по вертикалі – вимірний період часу.

На рис 3.10 показано першу епоху з довільно вибраними гіперпараметрами.

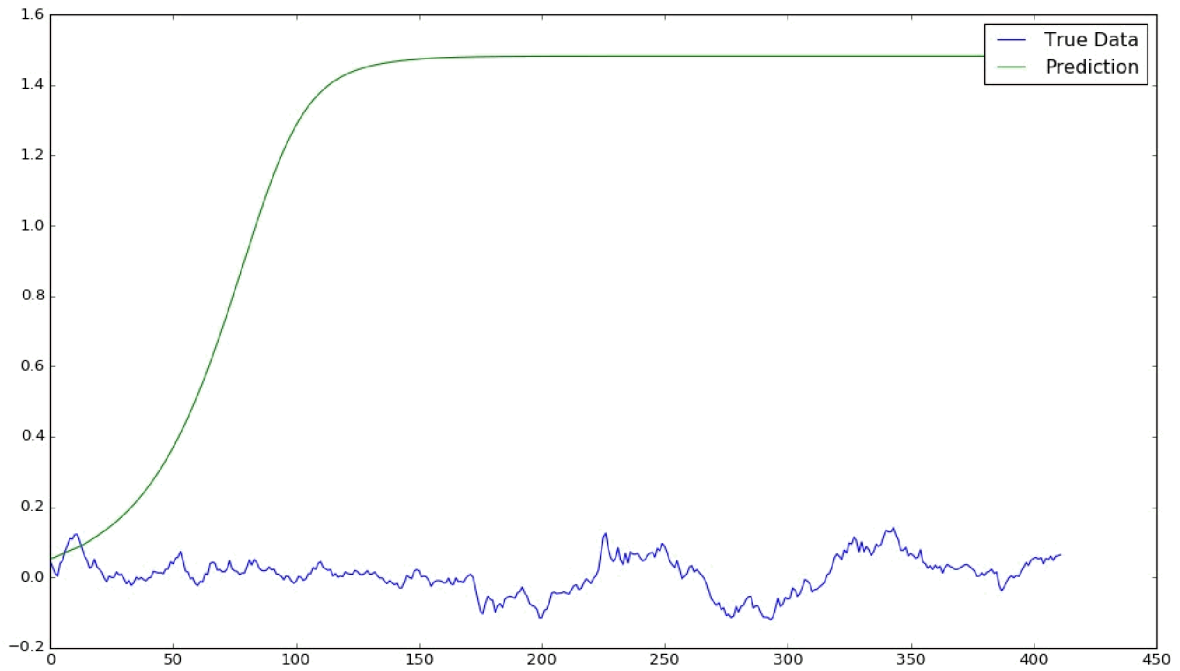


Рисунок 3.10 – Робота нейронної мережі після першої епохи навчання

На рис 3.11 показано соту епоху навчання нейронної мережі з довільно вибраними гіперпараметрами.

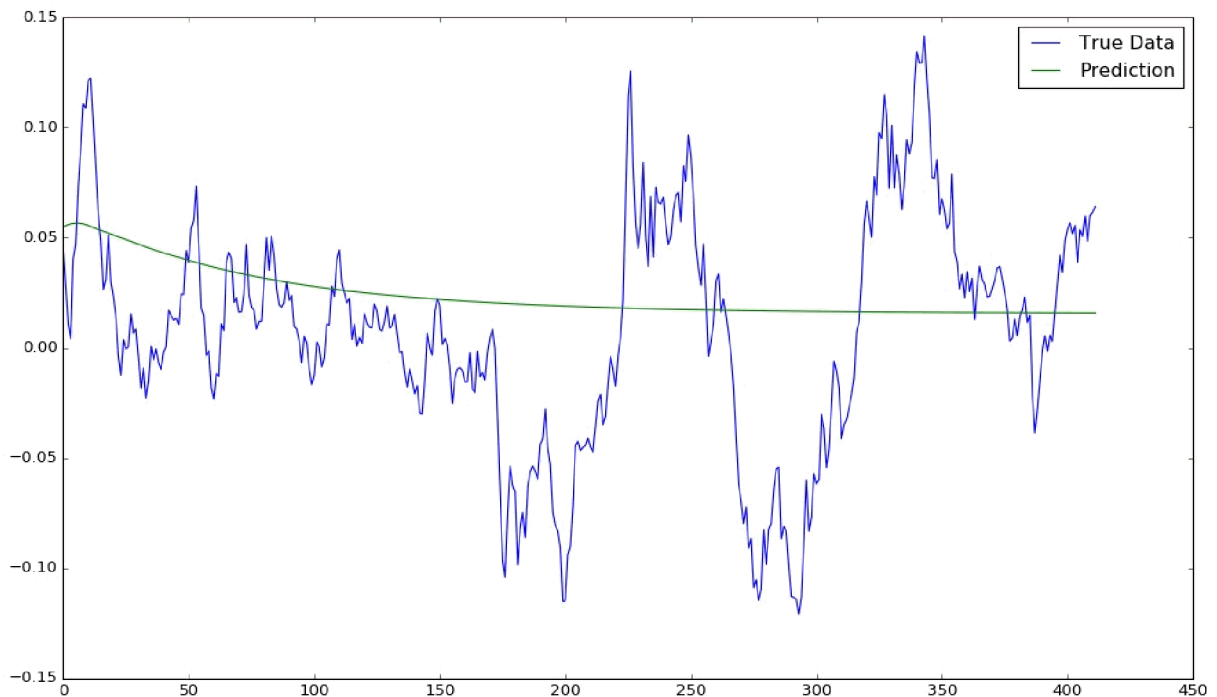


Рисунок 3.11 – Робота нейронної мережі після соті епохи навчання



На малюнку 3.12 показано 500 епоха навчання з гіперпараметрами, підібраними експериментальним шляхом.

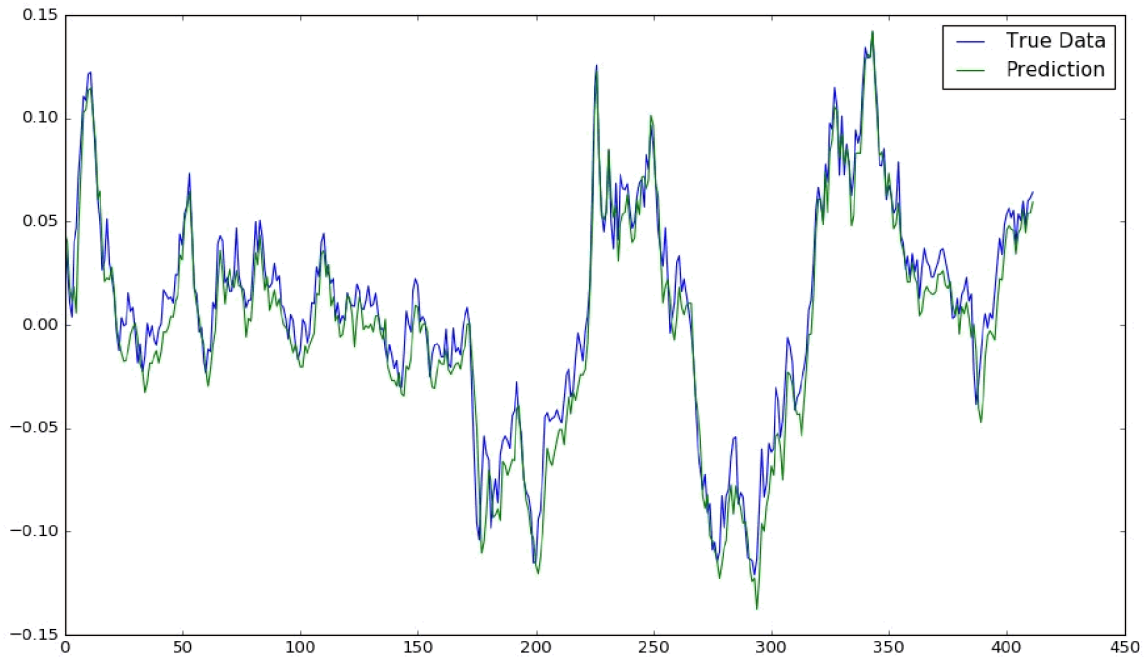


Рисунок 3.12 – Робота нейронної мережі після п'ятисотої епохи навчання

Згідно з результатами дослідження, ця нейронна мережа показала найкращі результати, з точністю прогнозу 78% на основі експериментальних даних. Серед розглянутих раніше нейронних мереж найкращі результати показали рекурентні нейронні мережі з довготривалою пам'яттю. Нейронні мережі з кожною наступною епохою навчання можуть давати результати з більш високим відсотком передбачення або входити у фазу повторного навчання.

## РОЗДІЛ 4 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

### 4.1. Перелік небезпечних і шкідливих виробничих факторів діючих у робочій зоні

Відповідно до ДСТУ 12.0.003-74 інженер під час роботи у робочій зоні може знаходитися під впливом наступних небезпечних і шкідливих виробничих факторів:

- підвищена або понижена температура повітря в робочій зоні;
- підвищена або понижена температура поверхонь обладнання та матеріалів;
- низька освітленість робочої зони;
- підвищена або понижена вологість повітря;
- підвищена або понижена циркуляція повітря;
- підвищений рівень шуму на робочому місці;
- підвищений рівень електромагнітного випромінювання;
- підвищений рівень статичної електрики.

Розглянемо детально деякі з цих факторів.

*Підвищений рівень статичної електрики.* Рівень напруженості електростатичних полів на робочому місці інженера не повинен перевищувати: за тривалістю впливу 1 година - 60 кВ / м, і до 9 годин - 20 кВ/м. Поверхневий електростатичний потенціал не повинен перевищувати 500 В.

*Підвищена або понижена вологість повітря; підвищена або понижена циркуляція повітря.* Відповідно до ДСН 3.3.6.042-99 «Санітарні норми мікроклімату виробничих приміщень» у виробничих приміщеннях при виконанні робіт з більш високим емоційним навантаженням, оптимальні значення температури повітря становлять 22–24 °С і відносної вологості в 40–

60 % мають бути збережені, разом з циркуляцією повітря зі швидкістю не більше 0,1 м/с.

*Підвищений рівень шуму.* Основні характеристики і граничні рівні шуму на робочих місцях, визначені у ДСН 3.3.6.037-99 «Шум. Загальні вимоги безпеки». Прийнятний рівень звукового тиску для аналітичних та вимірювальних робіт становить 60 дБА.

*Низька освітленість робочої зони.* Робота з електричними приладами вимірювання належить класу V зорової роботи - висока точність. Відповідно до ДБН В.2.5-28:2018 «Природне і штучне освітлення» для цього типу роботи рівень штучного освітлення унормований такими характеристиками: комплексне освітлення – 300–400 лк (у тому числі в загальній складності 200 люкс); в загальній системі освітленості 200–300 лк. ВДТ на основі електронно-променевих трубок є джерелом декількох видів електромагнітного випромінювання, зокрема мікрохвиль нетеплової інтенсивності.

#### **4.2. Технічні та організаційні заходи по зменшенню рівня впливу небезпечних та шкідливих виробничих факторів**

Небезпечні та шкідливі фактори, що перераховані вище, так чи інакше впливають на самопочуття людини, що призводить до зниження продуктивності її праці. Заходами щодо зниження впливу шкідливих факторів можуть бути:

- 1) для підвищеного рівню статичної електрики: при підвищеному рівні напруженості електростатичного поля час роботи повинен бути скорочений, також повинен використовуватися захисний екран з тонкої сітки або скла, який приймає на себе електростатичний заряд, також людина не повинна бути розташована на відстані 5–10 см від екрану монітора, тому що рівень інтенсивності може досягати 140 В/м для електричних компонентів, що значно перевищує допустимі значення ДСанПіН 3.3.2-007-98;

2) до несприятливого мікроклімату: потрібно дотримуватись правил і норм, зазначених в ДСН 3.3.6.042-99 «Санітарні норми мікроклімату виробничих приміщень»;

3) до підвищеного рівню запиленості робочої зони: необхідно часто робити вологе прибирання робочої зони;

4) до підвищеного рівню шуму: зниження рівня шуму на шляху його поширення (за допомогою місцевої і загальної звукоізоляції, шумових екранів і поглинаючих фільтрів).

*Вимоги до температури повітря в робочій зоні.* У кабінах, на пультах і постах керування технологічними процесами, в залах обчислювальної техніки та інших виробничих приміщеннях при виконанні робіт операторського типу, пов'язаних з нервово-емоційною напругою, повинні дотримуватися оптимальні величини температури повітря 22-24 ° С.

*Вимоги до температури поверхонь обладнання та матеріалів.* При забезпеченні оптимальних показників мікроклімату температура внутрішніх поверхонь конструкцій, що обгороджують робочу зону (стін, підлоги, стелі та ін), або пристроїв (екранів і т.п.), а також температура зовнішніх поверхонь технологічного обладнання або огорожувальних його пристроїв не повинні виходити більш ніж на 2 °С за межі оптимальних величин температури повітря для окремих категорій робіт. При температурі поверхонь конструкцій нижче або вище оптимальних величин температури повітря робочі місця повинні бути віддалені від них на відстань не менше 1 м.

При забезпеченні допустимих показників мікроклімату температура внутрішніх поверхонь конструкцій, що обгороджують робочу зону (стін, підлоги, стелі та ін), або пристроїв (екранів і т.п.) не повинна виходити за межі допустимих величин температури повітря.

При забезпеченні оптимальних і допустимих показників мікроклімату в холодний період року слід застосовувати засоби захисту робочих місць від радіаційного охолодження від закслених поверхонь віконних прорізів, у теплий період року - від потрапляння прямих сонячних променів.

*Низька освітленість робочої зони. Вимоги до освітлення.* Мінімальна освітленість встановлюється залежно від характеру зорової роботи за найменшим розміром об'єкта розрізнення, контрастом об'єкта з фоном і характеристикою фону. Враховується система робочого освітлення (загальне або комбіноване) та джерела світла (лампи розжарювання або газорозрядні).

*Вимоги до вологості повітря* Параметри мікроклімату можуть мінятися в широких межах, тоді як необхідною умовою життєдіяльності людини є підтримка постійності температури тіла завдяки терморегуляції, тобто здібності організму регулювати віддачу тепла в оточуючу середовище. Принцип нормування мікроклімату – створення оптимальних умов для теплообміну тіла людини з навколишнім середовищем.

*Вимоги до рівня шуму.* В Україні і в міжнародній організації зі стандартизації застосовується принцип нормування шуму на основі граничних спектрів (граничні допустимих рівнів звукового тиску) в октавних смугах частот.

Граничні величини шуму на робочих місцях регламентуються ДСН 3.3.6.037-99 "Шум. Загальні вимоги безпеки". В ньому закладено принцип встановлення певних параметрів шуму, виходячи з класифікації приміщень за їх використання для трудової діяльності різних видів.

Рівень шуму на робочому місці математиків-програмістів і операторів відеоматеріалів не повинен перевищувати 50 дБ, а в залах обробки інформації на обчислювальних машинах – 65 дБ. Для зниження рівня шуму стіни і стелі приміщень, де встановлені комп'ютери, можуть бути фанеровані звукопоглинальними матеріалами. Рівень вібрації в приміщеннях обчислювальних центрів може бути понижений шляхом встановлення устаткування на спеціальні вібро-ізолятори.

*Вимоги до циркулювання повітря.* Для забезпечення комфортних умов використовуються як організаційні методи (раціональна організація проведення робіт залежно від пори року і доби, чергування праці і відпочинку), так і технічні засоби (вентиляція, кондиціонування повітря, опалювальна система) (табл. 4.1, 4.2).

Таблиця 4.1 – Вимоги до швидкості руху повітря для приміщень, де встановлені комп'ютери

Період року	Величина
Холодний	до 0,1 м/с
Теплий	0,1...0,2 м/с

Таблиця 4.2 – Норми подачі свіжого повітря в приміщення, де розташовані комп'ютери

Характеристика приміщення, об'єм на одну людину	Об'ємна витрата свіжого повітря, що подається в приміщення, м <sup>3</sup> /на одну людину в годину
до 20 м <sup>3</sup>	не менше 30
20...40 м <sup>3</sup>	не менше 20
понад 40 м <sup>3</sup>	природна вентиляція

*Вимоги до рівня електромагнітного випромінювання та заходи щодо його зниження.* Допустимі рівні електромагнітного поля на робочих місцях при роботі з джерелами електромагнітних випромінювань устанавлюються відповідно до вимог ГОСТу 12.1.006-84 ССБТ.

У ближній зоні, яка має фізичне значення при частотах до 300 МГц, нормуються напруженості електричної і магнітної складових полів.

У дальній зоні в діапазоні частот 300 МГц - 300 ГГц, у якому, як правило, і перебуває персонал, що обслуговує джерела ЕМВ із довжиною хвилі менше метра, нормується густина потоку енергії та енергетичне навантаження.

*Вимоги до рівня електростатичного поля.* Заряди статичної електрики на робочому місці, де знаходиться електронне обладнання, можуть виникати на незаземлених металевих і діелектричних поверхнях устаткування, на покриттях підлоги, на панелях стін. Крім ушкоджень електронних компонентів, існують розряди статичної електрики, що виникають між іншими працівниками й елементами устаткування, що знижують продуктивність праці.

### **4.3. Інструкція з охорони праці при обслуговуванні кліматичних системи**

Згідно з вимогами НПАОП 0.00-4.15-98 «Положення про розробку інструкцій з охорони праці» (Наказ Держнаглядохоронпраці від 29.01.1998 р. №9) розробимо типову інструкцію.

#### *Загальні вимоги.*

1) До роботи з приладом допускається інженерно-технічний склад, що вивчив об'єкт, інструкцію з технічної експлуатації, діючу інструкцію, а також склав залік з технічної безпеки та пожежної безпеки;

2) Ремонт та наладку мають виконувати не менше, ніж два спеціаліста. При цьому інструмент має бути справним, джерело живлення відключеним;

3) Робоче місце або ділянка має бути обладнана засобами захисту від пожежі – вогнегасниками порошкового або іншого типу;

#### *Вимоги безпеки перед початком роботи.*

- прилад правильно підключений і має заземлення;
- перед запуском не залишилось зайвих незакріплених предметів;
- всі прилади, що досліджуються, закріплені належним чином;
- усі з'єднувальні кабелі та місця комутації справні.

#### *Вимоги безпеки під час роботи.*

- використовувати тільки справний інструмент і за призначенням;
- слідкувати, щоб на робочому місці не було зайвих предметів, що відволікають увагу і можуть привести до травмування;
- при появі іскріння, короткого замикання, запаху гару, диму прилад негайно відключити та виявити причини можливого виникнення пожежі.

#### *Вимоги безпеки після закінчення роботи.*

- вимкнути прилад, коли спеціаліст залишає своє місце;
- прибрати своє робоче місце;
- перевірити наявність всього інструменту згідно опису;

- повідомити керівника робіт про виявлені недоліки в роботі приладу.  
*Вимоги безпеки в аварійних ситуаціях.*

- у випадку виникнення пожежі негайно викликати пожежну команду.

До її приїзду приступити до тушіння пожежі підручними засобами, а також спасінню людей та надання їм допомоги;

- у випадку ураження електричним струмом відключити живлення, прийняти необхідні міри по наданню першої медичної допомоги;

- в робочому приміщенні працівники мають бути ознайомлені з планом та порядком евакуації з приміщення, розміщеним на видному місці.

#### **4.4 Забезпечення пожежної та вибухової безпеки при обслуговуванні кліматичних систем**

У відповідності до Закону України «Про пожежну безпеку» та вимог НАПБ А.01.001-2004 «Правила пожежної безпеки в Україні» по запобіганню пожежі та пожежного захисту розглянемо необхідні заходи для забезпечення пожежної та вибухової безпеки. Пожежна та вибухова безпека – це стан об'єкту, при якому виключається виникнення пожежі і вибуху, а у випадку появи мінімізується чи ліквідується дія на людей небезпечних факторів пожежі і вибуху, а також забезпечується захист і збереження матеріальних цінностей. Під час обслуговування розробленої кліматичної підсистеми розумного будинку, пожежа може виникнути у випадку перевантаження електричного обладнання при обслуговуванні клімат-контролю, внаслідок пошкодження ізоляції, неякісного з'єднання електричної проводки чи короткого замикання. Для уникнення таких ситуацій усе електричне обладнання слід комутувати через автомат захисту на випадок перевантаження та короткого замикання. Крім того періодично проводять перевірку стану ізоляції проводів.



## РОЗДІЛ 5 ЕКОНОМІЧНЕ ОБГРУНТУВАННЯ ВИКОНАНИХ РОБІТ

### 5.1. Розрахунок трудомісткості виконання програмного забезпечення

У економічній частині розраховано одноразові капітальні витрати на розроблення і тестування нейронної мережі для прогнозування кліматичних параметрів «Розумного будинку».

Трудомісткість виконання кваліфікаційної роботи визначається сумарною кількістю витрачених годин кожного робочого етапу, починаючи зі складання технічного завдання й закінчуючи оформленням документації (за умови роботи одного програміста):

$$T = T_{pz} + T_{zi} + T_{п} + T_a + T_d \quad (5.1)$$

Таблиця 5.1. Пояснення до формули 5.1

Вид робочого процесу	Умовне скорочення	Витрачено годин
Вибір теми та розробка завдання кваліфікаційної роботи	$T_{pz}$	17
Збір інформації для технічного завдання та ознайомлення з технічною літературою	$T_{zi}$	32
Дослідження поточних протоколів бездротової передачі даних для «Розумного будинку»	$T_{п}$	14
Аналіз отриманих властивостей	$T_a$	8
Підготовка технічної документації	$T_d$	5

За формулою 5.1 розрахуємо трудомісткість створення ПЗ:

$$T = 17 + 32 + 14 + 8 + 5 = 76 \text{ (год.)}$$

## 5.2 Розрахунок витрат на дослідження структури нейронної мережі

Витрати коштів на дослідження структури нейронної мережі, які використовуються в системі «Розумний будинок» складаються з витрат на заробітну плату інженера-програміста та інше обладнання.

Вартість заробітної плати інженера-програміста розраховується за формулою:

$$B_{зп} = T \times T_{год} \quad (5.2)$$

де  $T$  – обчислена за формулою (5.1) трудомісткість,  $T_{год}$  – заробітна плата інженера-програміста за 1 год.

Для того щоб обчислити заробітну плату інженера-програміста за 1 год, можна скористатися формулою:

$$T_{год} = C_{зп} / T_m \quad (5.3)$$

де  $C_{зп}$  – середня заробітна плата інженера-програміста,

$T_m$  – час відпрацьованих за місяць годин. Використовуючи спочатку формулу (5.3), а потім (5.2) обчислимо витрати на заробітну плату розробника:

$$T_{год} = 18000 / 160 = 112,5 \text{ (грн / год)}$$

$$B_з = 76 * 112,5 = 8 550 \text{ (грн.)}$$

Додамо до заробітної плати проектувальника Єдиний Соціальний Внесок, що становить 37 % від заробітної плати  $B_{св} = 2 284,75 \text{ (грн.)}$

Розрахуємо заробітну плату, з урахуванням Єдиного Соціального Внеску :

$$B_{\text{зп}} = 8\,550 + 2\,284,75 = 10\,834,75 \text{ (грн.)}$$

Таблиця 5.2 Витрати на обладнання та програмне забезпечення.

Обладнання та програмне забезпечення	Кількість	Ціна	Загальна ціна
Ноутбук Lenovo 3000G530	1	4 100	4 100
Ліцензійний пакет прикладних програм MATLAB та графічне середовище Simulink	1	25 000	25 000
Ліцензійне програмне забезпечення Microsoft Windows 7 Professional	1	4 076	4 076
Ліцензія Microsoft Office 365	1	1 199	1 199

Разом витрати на обладнання складають :

$$B_{\text{об}} = 4\,100 + 25\,000 + 4\,076 + 1\,199 = 34\,375 \text{ (грн.)}$$

### 5.3 Розрахунок капітальних витрат на дослідження структури нейронної мережі, що використовуються в системі «Розумний будинок»

Капітальні витрати складаються з витрат на заробітну плату інженера-програміста та витрат на обладнання та програмне забезпечення.

$$V_{\text{заг}} = V_{\text{зп}} + V_{\text{об}} \quad (5.4)$$

Розрахунок:

$$V_{\text{заг}} = 10\,834,75 + 34\,375 = 45\,209,75 \text{ (грн)}$$

Отже, на основі розрахованих витрат на дослідження маємо такий результат:

Трудомісткість дослідження протоколів - 76 год.;

Витрати на заробітну плату проектувальника – 10 834,75 грн.;

Витрати на обладнання та програмне забезпечення – 34 375 грн.;

Капітальні витрати на дослідження структури нейронної мережі, що використовуються в системі «Розумний будинок» - 45 209,75грн.;

## ВИСНОВКИ

Розроблена модель прогнозування кліматичних показників для ППК використовує спеціальну нейронну мережу на основі мульти-формального сприйняття, що забезпечує можливість обробки нечітких даних від датчиків, які готові в штатному режимі.

У середньому системи розумних будівель забезпечують:

- зниження операційних витрат на 30%;
- Рахунок за електроенергію зменшено на 30%;
- 50% зменшення плати за опалення;
- викиди CO<sub>2</sub> зменшені на 30%;

Тому системи розумних будівель можуть значно підвищити ефективність вилучення енергії, комфорт і безпеку.

Програмно-технічна реалізація системи управління зимовим укриттям досить складна. Це вимагатиме підключення великої кількості практичних завдань, а найближчим часом планується формалізувати прогнози освітленості та показників безпеки.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Laurenson, C. (2021). “Smart Home Choices Wired vs. Wireless.” – [Електронний ресурс] Режим доступу: <https://www.tltechsmart.com> . – Дата доступу: 26.12.2023.
2. Shea, S. (2020). “Smart Home or Building (home automation or domotics).” [Електронний ресурс] Режим доступу: <https://internetofthingsagenda.techtarget.com> – Дата доступу: 26.12.2023.
3. Simonet, A. C.; Noyce, A. J. (2021). “Domotics, Smart Homes, and Parkinson’s Disease.” *Journal of Parkinson’s Disease* 11(s1):1-9.
4. Your helpful home starts here (Google Home app).” Онлайн: <https://internetofthingsagenda.techtarget.com> – Дата доступу: 27.12.2023.
5. Smart Home Essentials. Онлайн: [www.apple.com](http://www.apple.com). – Дата доступу: 27.12.2023.
6. CONTROL4 SMART HOMES. Онлайн: <https://www.control4.com> – Дата доступу: 27.12.2023.
7. This is Home Automation. Онлайн: <https://hubitat.com> – Дата доступу: 28.12.2023.
8. Arduino Documentation. Онлайн: <https://www.arduino.cc> – Дата доступу: 28.12.2023.
9. S. Tsyurulnyk, Mobile applications and online WI-FI monitoring platforms of weather stations, *Open educational e-environment of modern University*, volume 9, 2020, pp. 181–192.
10. S. Tsyurulnyk, M. Tsyurulnyk, Temperature and humidity monitoring system on the IOT module, in: *Proceedings of the II NPK. Computer Technologies of Data Processing (CTDP-2021)*, Vinnytsia, 2021, pp. 105-108
11. V. Vychuzhanyn, S. Maliuta, Digital device for determining the thermodynamic parameters of air on the FPGA company Altera, *Circuit design*, 4, 2005, pp. 30-33.

12. Arduino - Temperature Humidity Sensor. Онлайн: <https://arduinogetstarted.com> – Дата доступу: 29.12.2023
13. S. Tsyurulnyk, V. Tromsyuk, M. Tsyurulnyk, P. Rymar, Energy Monitoring System based on IoT, in: CEUR Workshop Proceedings (CEUR-WS. org). 2021. Vol. 3039. P. 136–153.
14. A. Javed, Building Arduino Projects for the Internet of Things, Experiments with Real-World Applications. United States of America: Apress Media, LLC, 2016, pp. 15-34.
15. K. Küçük, C. Bayılmış, D. L. Msongaleli, Designing real-time IoT system course: prototyping with cloud platforms, laboratory experiments and term project, IJEEE, 58(3), 2021, pp. 743-772.
16. V. Kucheruk, I. Kolomiichuk, The use of recursive filters to reduce random measurement errors, Bulletin of the Engineering Academy of Ukraine, 1, 2013, pp. 251-254.
17. Arduino IoT Cloud, Онлайн: <https://create.arduino.cc/iot> – Дата доступу: 29.12.2023.
18. Kurniawan, Arduino IoT Cloud, in: Beginning Arduino Nano 33 IoT. Apress, Berkeley, CA, 2021.
19. Hao Xu, Chul-Won Kim. "Design and implementation of LED lighting control system using Arduino Yun and cloud in IoT". The Journal of the Korea institute of electronic communication sciences 11.10 (2016): 983-988.
20. Getting Started With the Arduino IoT Cloud, Онлайн: <https://docs.arduino.cc/arduinocloud> – Дата доступу: 30.12.2023.
21. D. Karabekova, P. Kissabekova, V. Kucheruk, E. Mussenova, & S. Azatbek. Main characteristics of the heat flow meter, Eurasian Physical Technical Journal, 19.2(40), 2022, pp. 71-74.
22. Electric shock first aid treatment Онлайн: [www.safetyfirstaid.co.uk](http://www.safetyfirstaid.co.uk). – Дата доступу: 30.12.2023.
23. Основи охорони праці. В. Ц. Жидецький, В. С. Джигирей, О. В. Мельников — Вид. 4-е, Львів: Афіша, 2015.