

Додаток А
«Графічні матеріали»

Таблиця 1 — Загальна характеристика атестаційної роботи

Показник	Опис
Об'єкт дослідження	система Internet of Things та її складова – система Smart Home
Предмет дослідження	методи машинного навчання та нейронні мережі
Мета атестаційної роботи	дослідження методів прогнозування показників клімат контролю (температура повітря, рівень вологості, кондиціювання, фільтрація повітря) для розробки системи «Розумний будинок», що об'єднує всі прилади в приміщенні (кондиціонери, спліт-системи, теплі підлоги, радіатори) в єдину мережу. Це забезпечує контроль над процесом їх взаємодії, підвищує рівень комфорту для мешканців і гарантує значну економію енергоресурсів.
Науковий результат	Модель прогнозування показників клімат контролю, яка використовує штучну нейронну мережу на основі багатоваріантного перцептрона, що дає змогу опрацьовувати нечіткі та неструктуровані дані від датчиків різних пристроїв, що надходять в режимі реального часу. Модель дозволяє підвищити ефективність роботи системи клімат контролю в розумному домі за рахунок більш стабільних результатів при виконанні прогнозів динамічних показників навколишнього середовища.
Практичний результат	імітаційне моделювання розробленої штучної нейронної мережі за допомогою середовища Matlab та програмна реалізація системи за допомогою Java.

АКТУАЛЬНІСТЬ

На сьогоднішній день в будь-якому будинку присутні мінімальна або максимальна кількість побутових приладів, які відносяться до кліматичної техніки: кондиціонери, спліт-системи, теплі підлоги, радіатори. Кліматична техніка відповідає за створення зони комфорту для людей, які перебувають в приміщенні. Але без належної організації роботи цих пристроїв може виникнути ситуація «марності» і навіть шкоди, наприклад, опалювальна система завзято гріє повітря, а система кондиціонування одночасно повітря охолоджує; перегрів і висушування повітря призводять до поширення хвороботворних бактерій, пересушування слизових оболонок людини.

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

Незаперечною перевагою системи розумного будинку є можливість управляти всіма датчиками і пристроями в будинку віддалено.

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

Для організації клімат контролю актуальним є використання штучної нейронної мережі для прогнозування показників клімат контролю.

Основними контрольованими параметри мікроклімату є:

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

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Для прогнозування динамічних показників навколишнього середовища та приміщення в роботі необхідно:

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

УПРАВЛІННЯ НА ОСНОВІ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ СТВОРЕННЯ СИСТЕМИ SMART HOME

Обрано непряму адаптивну систему управління інтелектуальною будівлею, яка має широке поширення, завдяки високій швидкодії і завадостійкості.

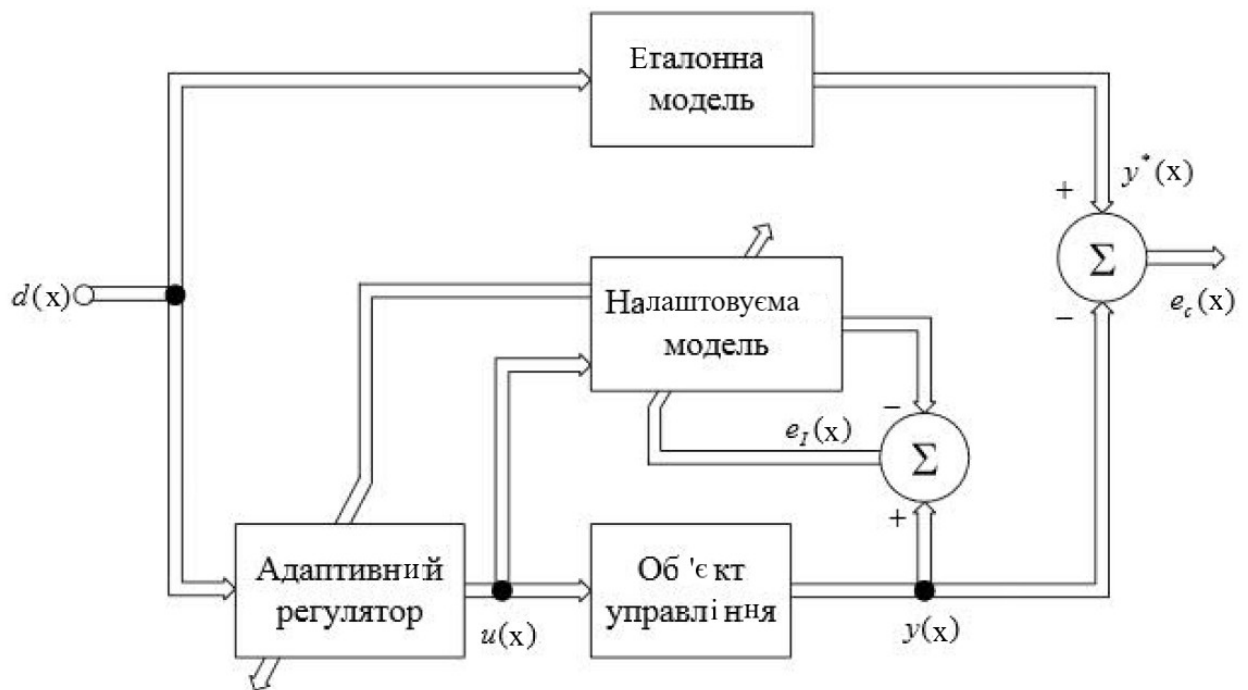


Рисунок 1 – Схема адаптивної непрямої системи управління інтелектуальною будівлею за допомогою нейронних мереж

На вхід такої системи управління поступає зовнішній сигнал, що визначає бажану поведінку об'єкта управління

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).

Паралельно об'єкту підключена налаштовуєма модель, параметри якої безперервно уточнюються за допомогою алгоритму адаптивного оцінювання, мінімізуючого в реальному часі цільову функцію від помилки ідентифікації, де – вихідний сигнал реального об'єкта, – вихід налаштовуємої моделі.

Виходами нейронної мережі є:

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

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

Чим точніше налаштовуєма модель відслідковує поведінку реального об'єкту, тим менша помилка ідентифікації і тим точніше вихід об'єкта стежить за бажаною траєкторією.

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

ОБГРУНТУВАННЯ ТИПУ ТА АРХІТЕКТУРИ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

В якості архітектури штучної нейронної мережі обрано багатошаровий персептрон зі зворотнім зв'язком

Рисунок 2 –Схема архітектури нейронної мережі задачі прогнозування показників клімат контролю

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

Кількість прихованих шарів – три (визначено експериментальним шляхом).

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

Стан нейрона визначається за формулою

$$n_i = \sum_{j=1}^n w_{ij} x_j + \theta_i$$

де n - число входів нейрона;

x_i - значення i -го входу нейрона;

w_i - вага i -го синапсу.

Значення аксона визначається за формулою

$$y_i = f(n_i)$$

де f – активаційна функція, використовується сигмоид

При зменшенні параметра α сигмоид стає більш пологим, вироджаючись у горизонтальну лінію на рівні 0,5 при $\alpha = 0$. При збільшенні α сигмоид все більше наближається до функції одиничного стрибка (рисунок 3).

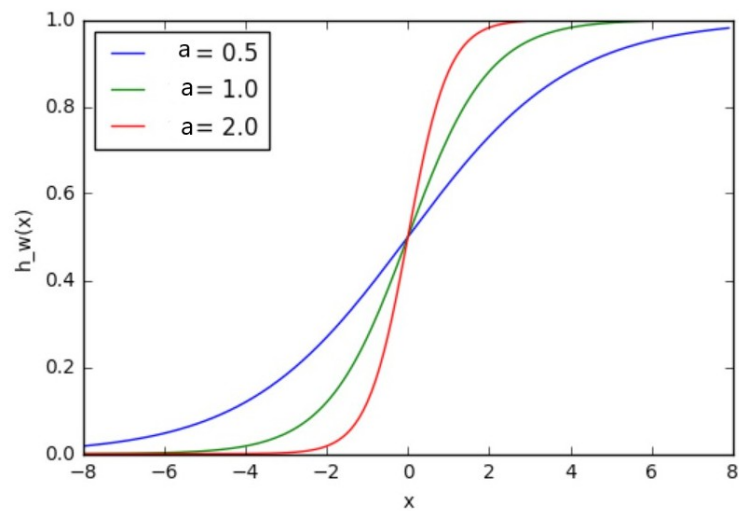


Рисунок 3 – Графік активційної функції нейронної мережі

ОБГРУНТУВАННЯ ТИПУ ТА АЛГОРИТМУ НАВЧАННЯ

Для навчання обраної архітектури штучної нейронної мережі використовується навчання з підкріпленням.

Навчання з підкріпленням (рисунок 2) передбачає наявність зовнішнього середовища, з яким взаємодіє мережа. Навчання відбувається завдяки критику, що представляє адаптивний елемент, на підставі сигналів, отриманих від зовнішнього середовища.

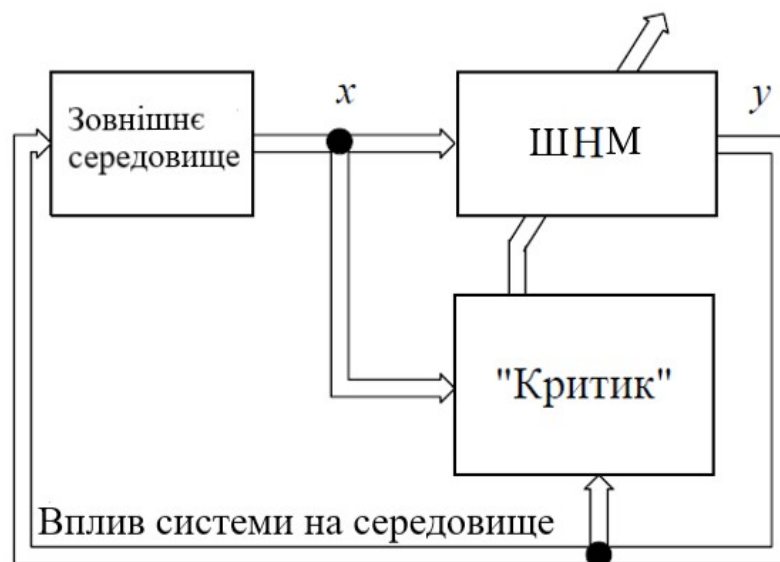


Рисунок 4 – Схема навчання нейронної мережі з підкріпленням

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

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

НАВЧАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Задача навчання нейронної мережі зводиться до знаходження функціональної залежності, де X - вхідний, а Y - вихідний вектори.

Для обмеження простору пошуку при навчанні ставиться завдання мінімізації цільової функції помилки, яка знаходиться за методом найменших квадратів

де y_j – значення j -го виходу нейромережі,

d_j – цільове значення j -го виходу,

p – число нейронів у вихідному шарі.

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

де h – параметр, що визначає швидкість навчання

де S_j – зважена сума вхідних сигналів.

При цьому множник виразу

,

Далі розглянемо визначення першого множника виразу

де k – число нейронів в шарі $(n+1)$.

Введемо допоміжну змінну

Визначимо рекурсивну формулу для визначення n -ного шару, якщо відомо наступний $(n+1)$ -ий шар.

Знаходження останнього шару нейронної мережі виконується з урахуванням відомого цільового вектору

Запишемо вираз в розкритому вигляді

Розглянемо повний алгоритм навчання нейромережі:

1. Подати на вхід нейронної мережі один із потрібних образів і визначити значення виходів нейронів нейромережі.
2. Розрахувати вихідний шар нейронної мережі за виразом σ і розрахувати зміни вагів шару N за виразом Δw .
3. Розрахувати за формулами δ та Δw параметри для інших шарів нейронної мережі, $n=N-1..1$.
4. Скоригувати всі ваги нейронної мережі
5. Якщо помилка істотна, то перейти на крок 1.

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

ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ ЗАДАЧІ



Рисунок 5 – Приклад зібраних з датчиків Smart Home температурних даних і даних вологості приміщення

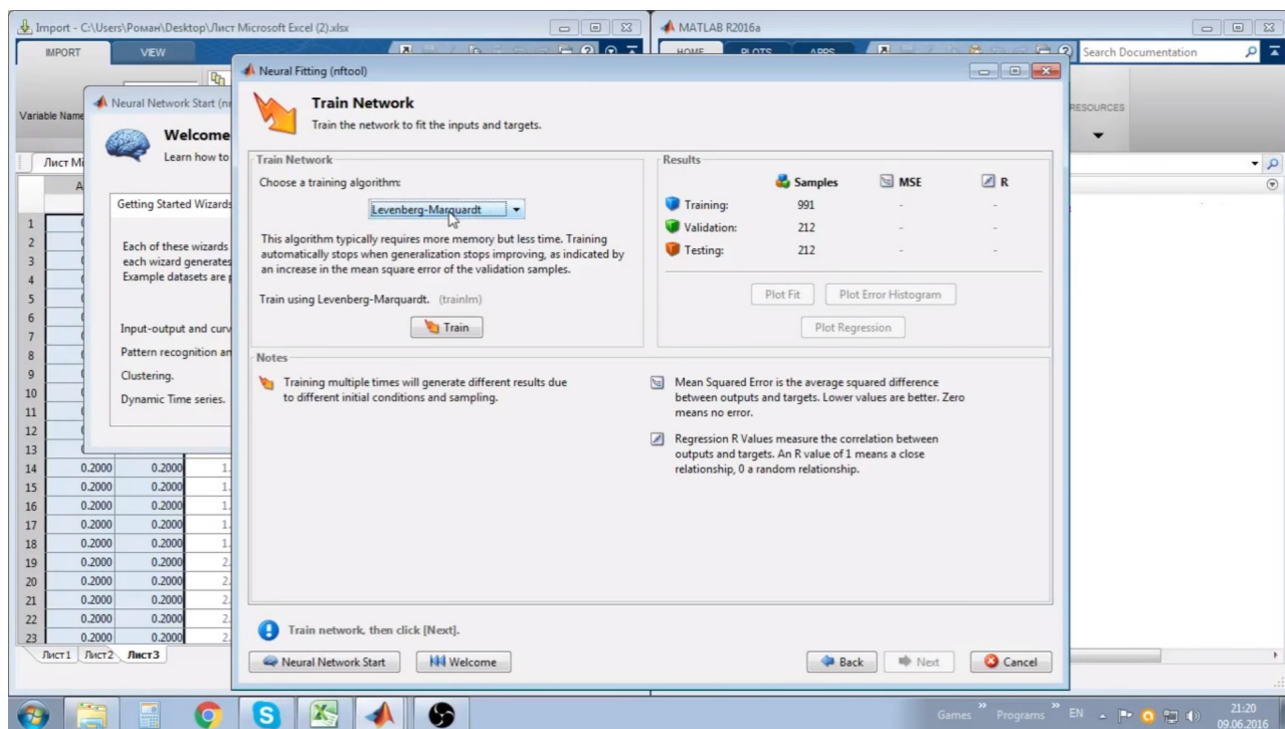


Рисунок 6–Вибір алгоритму для навчання нейронної мережі

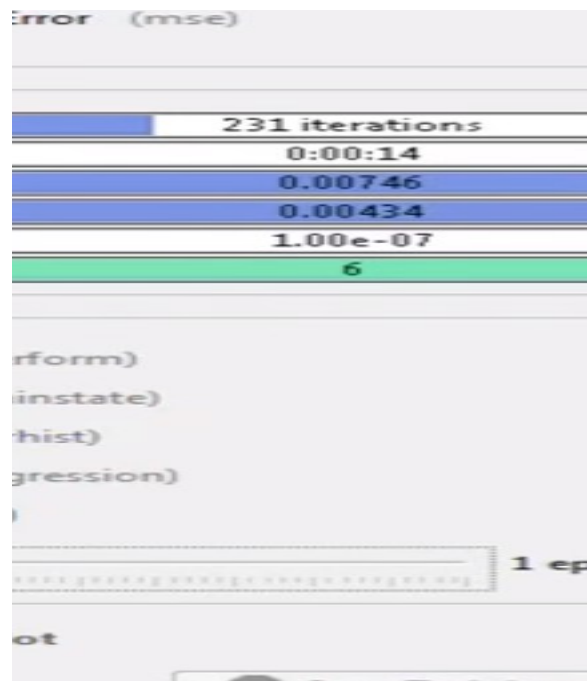


Рисунок 7 – Процес навчання нейронної мережі

1	-0.9870	-0.0313	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.7170	0.1019
2	-2.8024	0.3071	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	-0.1512	0.9573
3	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.7314	1.1097
4	0.0000	0.0000	-0.7920	-0.5456	-0.6181	0.7170	-0.1512	0.7314	0.0000	0.0000	0.0000
5	0.0000	0.0000	2.3595	-0.7423	-1.9484	0.1019	0.9573	1.1097	0.0000	0.0000	0.0000
6	0.0000	0.0000	-0.8381	-0.7051	0.4867	-0.4017	1.0055	0.9167	0.0000	0.0000	0.0000

Рисунок 8 – Спрогнозовані показники клімат контролю

Обігрівач	Витяжка	1
Обігрівач		1
		2

Рисунок 9 – Стратегія керування клімат контролем

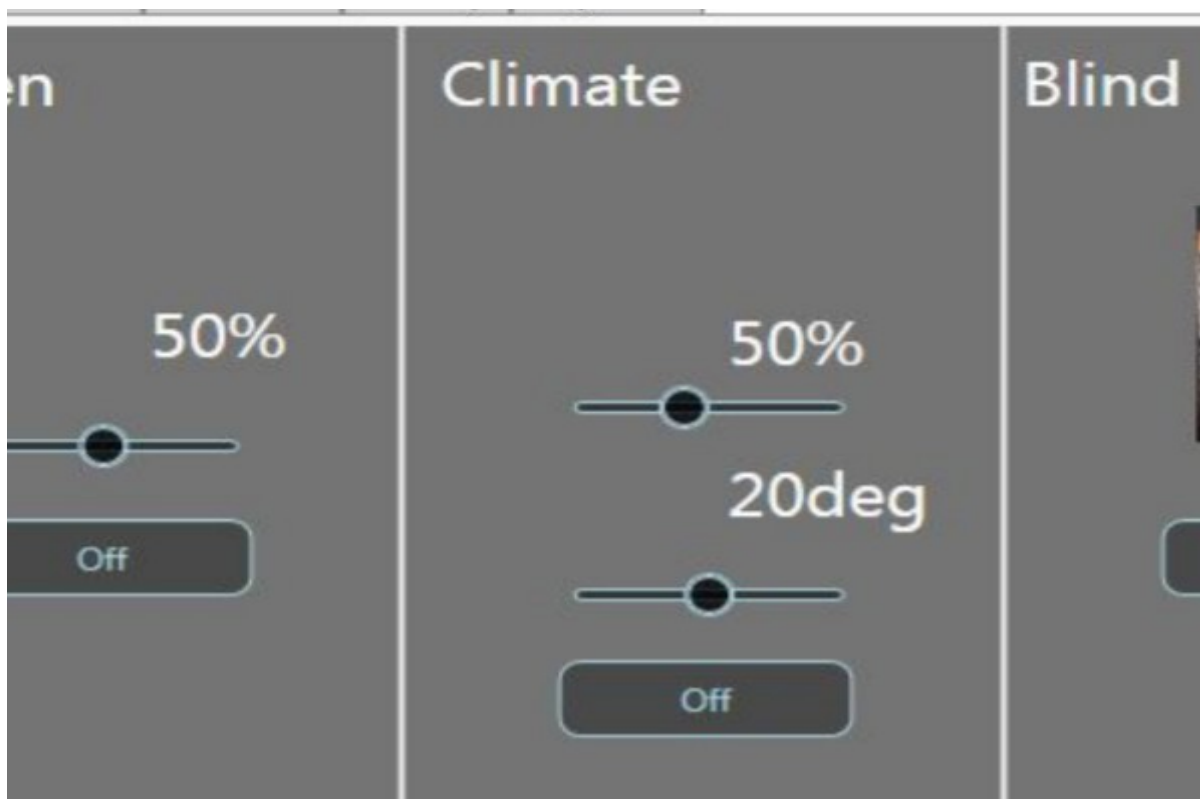


Рисунок 10 – Приклад основного вікна підсистеми віддаленого керування системою Smart Home

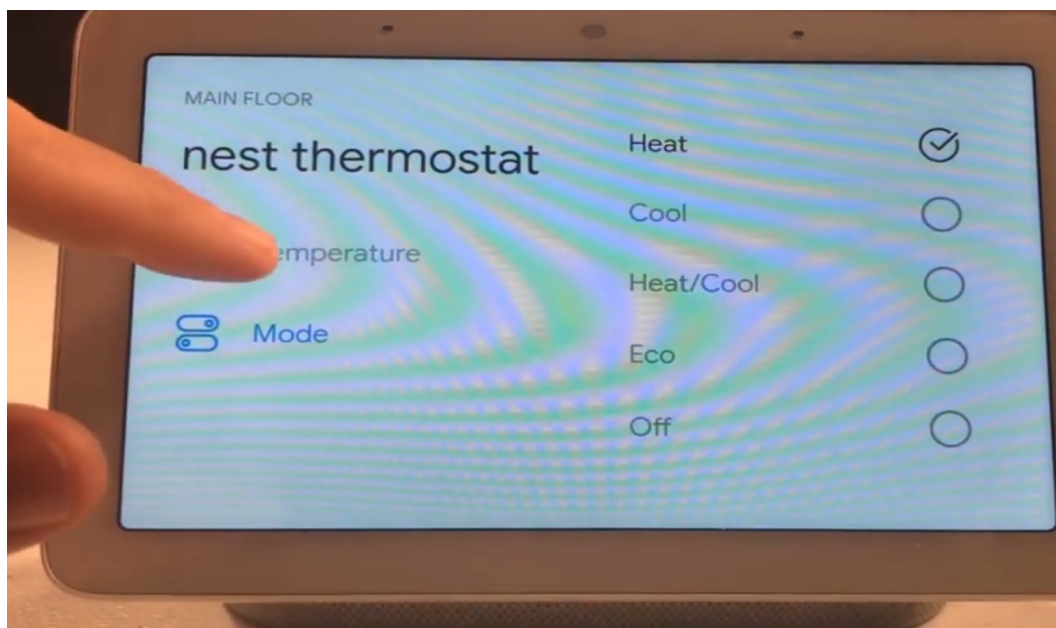


Рисунок 11 – Приклад управління системою Smart Home за допомогою інтелектуального асистенту

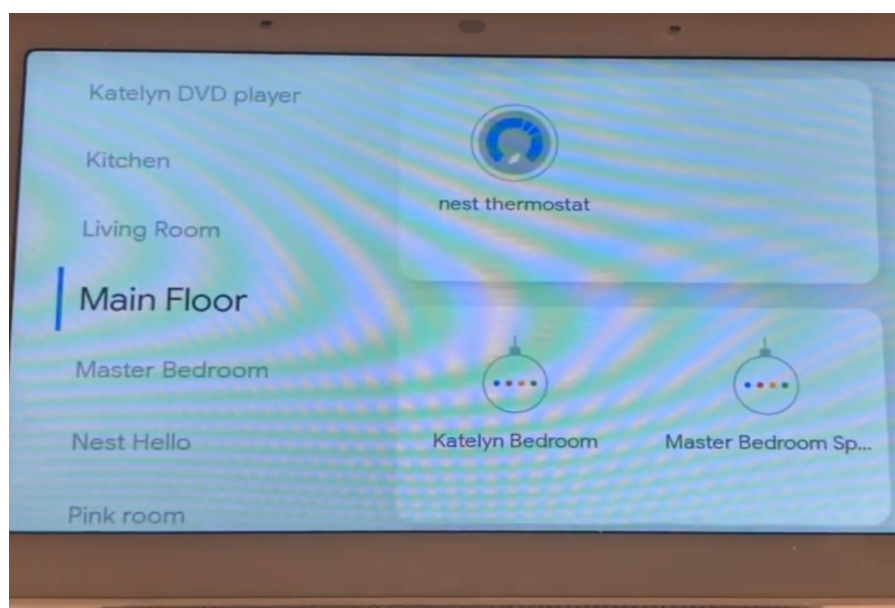


Рисунок 12 – Приклад управління системою Smart Home за допомогою інтелектуального асистенту