ДОДАТОК А

Графічний матеріал кваліфікаційної роботи

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ РАДІОЕЛЕКТРОНІКИ

ФАКУЛЬТЕТ КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА УПРАВЛІННЯ
КАФЕДРА КІТС

«Інтелектуальна система управління мікрокліматом з використанням методів машинного навчання »

Виконав ст. гр. КІУКІ-21-10
Заєць М. О.

Керівник асистент кафедри КІТС
Кирило ОЛІЙНИК

Харків, 2025

Мета та завдання

- Метою даної роботи є розробка прототипу інтелектуальної системи управління мікрокліматом приміщення з використанням методів машинного навчання для підвищення енергоефективності та комфорту.

Для досягнення цієї мети передбачено вирішення наступних завдань:

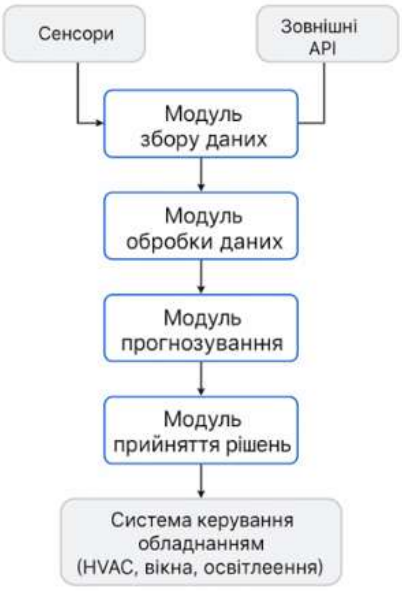
- аналіз параметрів мікроклімату та чинників, що на них впливають;
- огляд сучасних підходів до автоматизованого управління мікрокліматом;
- розробка структури інтелектуальної системи керування;
- вибір та реалізація алгоритмів машинного навчання (наприклад, LSTM для прогнозування параметрів середовища);
- експериментальне дослідження ефективності запропонованого підходу.

Огляд систем контролю мікроклімату

Категорія	Приклади	Плюси	Мінуси
Традиційні BAS/BEMS	Siemens Desigo, Honeywell WEBs, Schneider EcoStruxure	Надійні PLC / SCADA, централізоване керування	Жорсткі правила, закрита архітектура, погана адаптивність
Комерційні «розумні» термостати	Google Nest, Tado, Ecobee	Самонавчання розкладу, інтеграція з хмарою та голосовими асистентами	Закриті алгоритми, обмежена оптимізація, проста ML-логіка
Наукові та open-source рішення	BEMOSS, Home Assistant + TensorFlow, Node-RED	Відкритий код, підтримка XGBoost, LSTM, RL; висока точність прогнозів	Потребує технічної експертизи, налаштування вручну

3

Схема структурно-функціональної моделі



Діаграма діяльності модуля прогнозування в інтелектуальній системі управління мікрокліматом

Діаграма діяльності модуля прийняття рішень в інтелектуальній системі управління мікрокліматом

4

Вибір оптимальної дії (модуль керування)

Вхід: прогноз + поточний стан (T, RH, CO_2, світло, присутність).

Критерії: комфорт, енерговитрати, швидкість реакції, політики.

Utility-функція: $U(a_i) = \sum_{j=1}^{n} w_j \, C_j(a_i)$

Процес:

1. згенерувати допустимі дії *A*;
2. для кожної a_i обчислити U(a_i);
3. обрати $a^* = arg \max_{a_i \epsilon A} U(a_i)$;
4. надіслати команду обладнанню.

Результат: проактивне рішення, що тримає мікроклімат у межах норм і мінімізує споживання енергії.

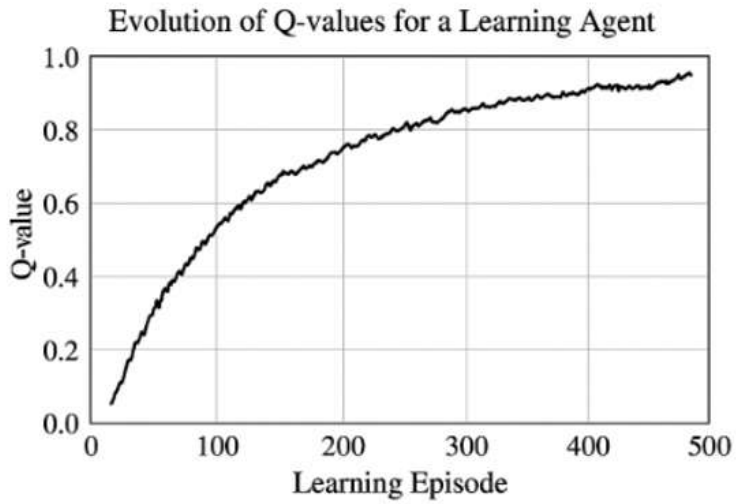
5

Приклад результатів роботи модуля прийняття рішень

№	Умова середовища	Обрана дія	Параметри дії	Коментар
1	T = 27.8 °C (вища за норму)	cooling_on	power_level=medium, 15 хв	Охолодження для зниження температури
2	CO_2 = 980 ppm (вища за норму)	vent_open	angle=70%	Провітрювання через високу концентрацію CO_2
3	Вологість = 31% (нижча за норму)	humidify	intensity=high	Зволоження повітря
4	Усі параметри в межах норми	do_nothing	–	Стан стабільний, дія не потрібна

6

Еволюція Q-значень під час навчання агента



7

Порівняння детермінованого підходу vs. Reinforcement Learning

Критерій	Детермінований модуль (4.1)	RL-агент (4.2)
Принцип роботи	Використовує фіксовані правила та ваги критеріїв (comfort_score, energy_cost).	Навчається на досвіді, оновлює Q-таблицю для максимізації винагороди.
Швидкість рішення	Швидкий (простий розрахунок функції корисності).	Повільніший (потрібен вибір дії з Q-таблиці, особливо на початку навчання).
Адаптивність	Обмежена (ваги критеріїв змінюються вручну).	Висока (самостійно адаптується до змін у середовищі або поведінці користувача).
Інтерпретованість	Висока (чіткі формули, зрозумілі параметри).	Низька (Q-таблиця важка для аналізу, особливо при великій кількості станів).
Енергоефективність	Залежить від ваг у user_profile.	Оптимізує довгострокову винагороду, включаючи енерговитрати.
Складність реалізації	Низька (алгоритми на основі правил).	Висока (потрібне навчання, дискретизація станів, балансування alpha/gamma).
Стартові умови	Працює відразу.	Вимагає періоду навчання (можливі неоптимальні дії на початку).
Надійність	Стабільна (відсутні ризики "дивних" рішень).	Залежить від якості навчання (ризик локальних оптимумів).
Використання даних	Не вимагає історичних даних.	Вимагає великого обсягу даних для навчання.
Підтримка динаміки	Погано адаптується до нових умов (наприклад, зміна сезону).	Відстежує зміни через механізм винагороди.

8

Переваги та недоліки комбінації

Аспект	Детермінований + RL	Ризики
Гнучкість	RL адаптується до змін, детермінований модуль забезпечує стабільність.	Конфлікт рішень (наприклад, RL вибирає vent_open, а модуль 4.1 — cooling_on).
Енергія	RL оптимізує довгострокові витрати.	Помилки навчання RL можуть призвести до енерговитратних рішень.
Інтерпретація	Детермінований модуль дає зрозуміле обґрунтування для користувача.	RL важко пояснити (чорна скринька).

9

Висновки

У результаті кваліфікаційної роботи:

- Проаналізовано сучасні системи керування мікрокліматом і виявлено їхні обмеження.
- Спроєктовано та реалізовано прототип інтелектуальної системи з модулями LSTM-прогнозу, детермінованого керування й Q-learning-агента.
- Розроблено механізм арбітражу та логування для гібридного вибору дій.
- Експериментально підтверджено: економія енергії 15–20 %, комфорт > 95 % часу.
- Створено відкритий MQTT/REST-інтерфейс для інтеграції з IoT-HVAC-обладнанням.

10