

infrastructure objects through a knowledge base. The developed GIS database contains spatial and attribute data that align with the requirements of the circular economy business model, forming the foundation for a conceptual object inventory system. The intelligent component of the IIT is based on the use of large language models to analyze images of waste generation sites (Sources). This analysis involves interpreting visual cues, classifying types of construction materials, and providing an approximate volume assessment. The work also presents solutions for the preliminary classification of waste reception centers (Sinks) based on attribute and geospatial data, along with the development of an interactive “Sinks-Sources” map and the determination of efficient routes for transporting C&D waste to facilitate the creation of secondary resources.

Keywords. Construction and demolition waste, LLMs, intelligent information technology, geoinformation system, artificial intelligence, reconstruction.

УДК 004.8:681.5:697

DOI <https://doi.org/10.36059/978-966-397-538-2-15>

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ
МІКРОКЛІМАТОМ У РОЗУМНИХ СЕРЕДОВИЩАХ
INTELLIGENT MICROCLIMATE CONTROL SYSTEMS IN
SMART ENVIRONMENTS

Dr.Sci. Н. Аксак¹[0000-0001-8372-8432], **Ph.D. М.Кушнар'ов**²[0000-0002-3772-3195],
Ю. Шеліхов³[0009-0009-8970-6571]

Харківський національний університет радіоелектроніки, Україна

EMAIL: ¹nataliia.axak@nure.ua, ²maksym.kushnarov@nure.ua,

³yurii.shelikhov@nure.ua

Анотація. Робота присвячена розробленню та впровадженню інтелектуальних систем керування мікрокліматом у «розумних» середовищах – від житлових і громадських будівель до замкнених виробничих приміщень та сіті-ферм. Запропоновано узагальнену тривірневу архітектуру Edge–Transport–Cloud з подієвою шиною, сховищами часових рядів і HMI, а також мультіагентну модель, що формалізує ролі агентів (клімат, пристрої, безпека, сповіщення) і інваріанти безпеки. Розглянуто методи ШІ для прогнозування та оптимізації: від supervised ML/DL (прогноз станів, оцінка VPD/PMV) до MPC і навчання з підкріпленням (RL), зокрема Q-learning для вироблення політик керування у змінних умовах. Окрема увага приділена інтелектуальному керуванню вентиляцією (DCV), енергомоделям і критеріям якості (точність регулювання, частка часу в «зелених» коридорах, енерговитрати, надійність). Наведено кейси для smart-home середовищ, замкнених приміщень і сіті-ферм, показано інтеграцію моделей у

мікросервісну IoT-платформу та практичні аспекти впровадження: калібрування сенсорів, «safety wrappers», захист каналу (TLS) і роль оператора. Це дослідження формує цілісний місток між теорією і практикою, демонструючи, як поєднання IoT-інфраструктури та методів ШІ забезпечує стійкий комфорт і оцідність ресурсів.

Ключові слова. Інтелектуальні системи; IoT; хмарні обчислення; мультиагентні системи; агенти; машинне навчання, розподілені обчислення; Q-learning; контрольоване середовище; мікроклімат.

Вступ

Мета роботи - сформувати методологію інтелектуальних систем керування мікрокліматом у «розумних» середовищах, що поєднує моделі об'єкта, архітектуру Edge–Transport–Cloud, мультиагентну координацію та методи ШІ (MPC, Q-learning). Об'єкт дослідження — процеси регулювання мікроклімату в будівлях і агросередовищах; предмет — методи, моделі й інженерні практики, що забезпечують підтримання цільових профілів за умов безпеки й мінімізації витрат ресурсів.

Наукова новизна полягає у: архітектурі Edge–Transport–Cloud із підієвою шиною та розділенням «policies ↔ actuation»; мультиагентній моделі з LTL-інваріантами й «safety wrapper»; інтеграції прогностичних моделей (ANN/LSTM) з MPC та RL, включно з безпечними режимами RL та гібридом RL→MPC; уніфікованому наборі KPI й експериментальному дизайні для порівняння стратегій.

Методологічну основу складають теорія керування, ML для прогнозу часових рядів, RL для синтезу політик і статистичні методи оцінювання. Інженерний апарат охоплює MQTT/HTTP/LoRaWAN, TSDB-сховища, HMI та засоби кіберзахисту.

Практична значущість підтверджується кейсами: smart-home системи, замкнуті приміщення, сіті-ферми з автоматизованим зрошенням і DCV-вентиляцією. Структурно робота переходить від теорії та мультиагентної моделі (розд. 1–2) до архітектур (розд. 3), застосувань у CEA (розд. 4), інтеграції ШІ (розд. 5), вентиляції (розд. 6), Q-learning (розд. 7) та дорожньої карти впровадження (розд. 8).

1. Теоретичні основи інтелектуального керування мікрокліматом

Розумні середовища це керовані простори (житлові/офісні будівлі, теплиці, сіті-ферми), в яких параметри середовища (температура T , відносна вологість RH , концентрація CO_2 , освітленість L , швидкість повітря v) вимірюються сенсорами і регулюються виконавчими пристроями (HVAC, зволоження/осушення, вентиляція, освітлення, зрошення).

У таблиці 1 наведено всі змінні, параметри, оператори та одиниці вимірювання, які використовуються далі в розділі.

CEUR фіксує тренд на повну телеметрію мікроклімату в теплицях (T , RH , CO_2 , освітленість, тощо) з віддаленим моніторингом та керуванням: від

INFORMATION CONTROL SYSTEMS AND INTELLIGENT TECHNOLOGIES. ADVANCES AND APPLICATIONS

типових Wi-Fi/ESP8266 рішень до інтегрованих платформ (UI, мобільні застосунки) – це безпосередньо підсилює значущість компонентів « x_i , u_i , d_i » та конверс даних для ознак/прогнозу/рішень [1].

Датчики «на трасі»/cablebot збирають просторово-часові карти мікроклімату в теплиці (мікрозони, локальні стреси) – важливо для просторового розширення вектора стану x_i і коридорів $x_{\min} \dots x_{\max}$ [2].

Метою керування є забезпечення комфорту/якості (для людини чи рослини), енергоефективності та стабільності процесів при дотриманні обмежень безпеки.

Таблиця 1

Позначення, змінні, параметри та одиниці вимірювання

Позначення	Опис	Одиниці
T	Температура повітря	°C
RH	Відносна вологість	%
CO_2	Концентрація вуглекислого газу	ppm
$CO_{2,out}$	Зовнішня (стелонна) концентрація CO_2	ppm
G_t	Інтенси́вність утворення CO_2 (люди/процеси)	ppm·м³/с
L	Освітленість/рівень світла	lx
V	Об'єм контрольованої зони	м³
v	Швидкість руху повітря	м/с
x_t	Вектор стану системи у момент t	–
u_t	Вектор керувальних впливів у момент t	–
d_t	Зовнішні збурення	–
ε_t	Стохастичний шум/похибка моделі	–
x^*_i	Референтний (цільовий) вектор стану	–
$x_{\min}, x_{\max}$	Допустимі межі станів	–
$u_{\min}, u_{\max}$	Допустимі межі дій	–
$\Delta u_{\max}$	Максимально допустима зміна дії за крок	–
$\ \cdot \ _2, \ \cdot \ _{\infty}$	Евклідова/максимальна норми	–
Q, R	Вагові матриці у критеріях якості	–
$\Phi(x_i, u)$	Штрафи/бар'єрні функції	–
H	Горизонт оптимізації/прогнозування	кроки
J	Функція якості/втрат	–
$e_s(T)$	Насичений парціальний тиск пари при T	кПа
VPD	Дефіцит тиску пари	кПа
PMV/PPD	Індекси теплового комфорту людини	– / %
THI	Індекс теплового навантаження (тварини)	–
s_t	Стан у MDP (RL)	–
a_t	Дія у MDP (RL)	–
$P(s' s, a)$	Ймовірність переходу у MDP	–
r_t	Миттєва винагорода у RL	–
γ	Коефіцієнт дисконтування у RL	–
λ, κ	Коефіцієнти ваг у винагороді/штрафі	–

**INFORMATION CONTROL SYSTEMS AND INTELLIGENT
TECHNOLOGIES.
ADVANCES AND APPLICATIONS**

E	Сумарне енергоспоживання/вартість	кВт·год / валюта
c_t^{el}, c_t^{th}	Тарифи електро-/теплоенергії	валюта/кВт·год
$P_{fan_t}^{an}$	Потужність вентиляторів	кВт
$Q_{heat/cool_t}^{heat/cool}$	Теплова/холодильна потужність	кВт
Q_t	Витрата припливного (змішуваного) повітря	м³/с
$\dot{m}$	Масова/об'ємна витрата повітря	кг/с або м³/с
ΔT	Різниця температур (внутрішня–зовнішня)	°C
C_{max}	Гранично допустимий CO₂	ppm
HMI	Інтерфейс «людина–машина» / Human– Machine Interface	–
MQTT	протокол обміну повідомленнями	–
LPWAN	технологія LPWAN/LoRaWAN (LNS – LoRaWAN Network Server	–
DCV	Demand-Controlled Ventilation	–

Система описується вектором стану $x_t = [T_t, RH_t, CO_{2,t}, L_t, v_t, \dots]^T$, керувальним вектором $u_t = [u_T, u_{RH}, u_{CO_2}, u_L, u_v, \dots]^T$ (позиції заслінок, швидкості вентиляторів, подача тепла/холоду, інтенсивність освітлення, полив тощо) та збуреннями d_t (зовнішня погода, теплові надходження від людей/обладнання, добовий цикл). Динаміка має вигляд:

$$x_{t+1} = f(x_t, u_t, d_t) + \varepsilon_t, \quad (1)$$

де $f(\cdot)$ – (квазі)безперервна, невизначена та повільно змінна через сезон/культуру/навантаження.

Для рослин ключовим є дефіцит тиску пари (VPD), що інтегрує T та RH :

$$VPD = e_s(T) \cdot (1 - RH/100) \text{ [kPa]}, \quad e_s(T) = 0.6108 \cdot \exp(17.27 \cdot T / (T + 237.3)) \text{ [kPa]}. \quad (2)$$

Для людини використовують індекси комфорту PMV/PPD, для тварин – THI. Для кожного сценарію задаються референтні траєкторії x_t^* (годинні/добові профілі температури, вологості, CO₂, фотоперіод) та жорсткі обмеження на стани та дії:

$$x_{min} \leq x_t \leq x_{max}, \quad u_{min} \leq u_t \leq u_{max}. \quad (3)$$

Додатково обмежують швидкість зміни керувань, щоб уникати зносу обладнання:

$$\|u_t - u_{t-1}\|_\infty \leq \Delta u_{max}. \quad (4)$$

Класичні підходи керування (гістерезисні правила, ПІД-регулятори) прості, але слабо враховують багатовимірні зв'язки (наприклад, компроміс $CO_2 \leftrightarrow$ вентиляція $\leftrightarrow$ втрати тепла). Оптимізаційні підходи (MPC) використовують явну модель $f(\cdot)$ і мінімізують крос-цілі (помилка + енерговитрати). Дані-керовані підходи (ML/DL/RL) моделюють $f(\cdot)$ та/або безпосередньо політику керування з даних. Узагальнена функція якості (енергія/точність/штрафи за порушення) має такий вигляд:

$$J = \sum_{t=0}^H \left(\|x_t - x_t^*\|_Q^2 + \|u_t\|_R^2 + \Phi(x_t, u_t) \right) \quad (5)$$

де $Q, R \geq 0$, Φ – бар’єрні/штрафні функції за вихід за межі, часті пуски, тощо; $\|x_t - x_t^*\|_Q^2$ – якість, урожай, комфорт; $\|u_t\|_R^2$ – енергія/ресурси; $\Phi(x_t, u_t)$ – штрафи за порушення/знос.

Інтелектуальне керування з навчанням з підкріпленням формулюється як Марковський процес прийняття рішень (MDP)

$$\mathcal{M} = \langle S, A, P, r, \gamma \rangle, \quad (6)$$

де стан $s_t = \psi(x_t)$, історія, зовнішні прогнози); дія $a_t \in A$ (дискретні режими/неперервні уставки); перехід $P(s_{t+1}|s_t, a_t)$ – невідомий, але оцінюваний з даних; винагорода $r_t = -(\|x_t - x_t^*\|_Q^2 + \lambda \|u_t\|_R^2)$ – 1 порушення $\cdot k$ та коефіцієнт дисконту γ .

Мета – максимізувати очікувану знижку сумарної винагороди:

$$\max_{\pi} \mathbb{E}[\sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t r_t]. \quad (7)$$

Для Q-learning (дискретні дії) оцінюються $Q(s, a)$, для складніших систем – DDPG/SAC (неперервні дії), з обов’язковими обмеженнями безпеки (safe RL, штрафи/просекції дій).

Типова багат шарова архітектура включає: пристрої/сенсори й приводи (DHT/SHT, МН-Z19, ВН1750, PIR), приводи (вентилятори, заслінки, клапани); рівень Edge/Fog попередня обробка (фільтрація, калібрування, виявлення аномалій), локальні правила для швидких реакцій, кешування при втраті зв’язку; подієвий транспорт (MQTT для телеметрії, Kafka для потокової аналітики); хмарні/мікросервісні сервіси (сервіси збору й нормалізації, сховища (TSDB/PostgreSQL/кеш), аналітика (ML/RL), правила та оптимізація, API-шлюз, моніторинг/алертинг); HMI (веб-дашборди, мобільні застосунки, інтеграції (REST/WebSocket)).

Обробка даних здійснюється від фільтрації до злиття й ознак. Подібні інформаційні моделі системи (сенсори $\rightarrow$ обробка $\rightarrow$ керування вентиляцією/зрошенням/світлом) описані у [3]. Загальна схема конверсу обробки показана на рисунку 1.



Рисунок 1. Узагальнена схема конверсу обробки даних

Ключовими вимогами обробки даних є відсутність дрейфу калібрування, обробка пропусків та онлайн-переоцінка моделей.

Для багатомодульних об'єктів використовується мультиагентний підхід: агенти сенсingu, керування пристроями, безпеки, комфорту, медичного/агрономічного нагляду. Взаємодія через події та узгодження рішень (contract-net, чорні дошки, консенсус). Формальне описання поведінки можливе засобами темпоральної логіки (LTL) та моделей Крипке, що дозволяє верифікувати інваріанти безпеки (наприклад, «завжди, якщо $CO_2 > C_{max}$, тоді зрештою увімкнеться вентиляція»).

Для масштабування можна використовувати хмарні/мікросервіси ACS-архітектури з IoT-платформою (агенти, шини повідомлень) та сховищами часових рядів; це підсилить вашу вимогу до взаємодії HMI/аналітики/шлюзів [4].

Платформа IEEE IoT Journal для тепличного виробництва (хмара, REST/«Greenhouse Models as a Service») також приділяє увагу GMaaS/ML-сервісам [5, 6, 7].

Вентиляція балансує якість повітря та втрати енергії. “On-demand” стратегії (за CO_2 , VOC, заповненістю) мінімізують надмірний повітрообмін. Вартість у функції якості J розширюється енергомоделлю:

$$E = \sum_t (c_t^{el} P_t^{fan} + c_t^{th} Q_t^{heat/cool}). \quad (8)$$

де $P_t^{fan} \propto m_t^3$ (кубичний закон), $Q_t^{heat/cool}$ залежить від ΔT та інфільтрації. ML/RL-політики вчать мінімізувати E при утриманні $CO_2 \leq C_{max}$ та обмежень шуму/комфорту.

ASHRAE 62.1 (оновлення 2022–2023) прямо визнає CO_2 -керовану DCV (Demand-Controlled Ventilation) як інструмент енергоощадності при змінній заповненості – це формалізує поріг C_{max} та політику u_t для вентиляції [8].

Нові CO_2 -орієнтовані стратегії DCV (пост-COVID) пов'язують вентиляцію з ризиком інфекцій і показують практичні схеми керування – корисні як додаткові Ф-штрафи/обмеження в J [9].

Сучасні дослідження демонструють застосування ANN/LSTM для короткострокового прогнозу параметрів теплиці (T , RH , CO_2 , L). Це дозволяє перейти від реактивного до проактивного керування: прогнозований вектор стану x_{t+1} підставляється у ваш критерій якості J і зменшує член «похибка щодо профілю» $\|x_t - x_t^*\|_Q^2$ [10].

В роботі [11] показано LSTM-прогноз навантаження HVAC, який напряму з'єднує модуль прогнозу з економічним керуванням: розклад/сетпийти обираються так, щоб мінімізувати енергетичну складову (8). На практиці це означає: заздалегідь «підхоплювати» або «приглушувати» установки у вигідні тарифні вікна; згладжувати пікові навантаження; утримувати клімат у «зелених коридорах» з меншими витратами. Рекомендація до архітектури: винести прогноз (15–60 хв горизонт) у окремий сервіс IoT–Edge–Cloud; використовувати MAE/MAPE/CRPS як метрики якості, а невизначеність прогнозу – як ваги/обмеження під час вибору дій.

INFORMATION CONTROL SYSTEMS AND INTELLIGENT TECHNOLOGIES.

ADVANCES AND APPLICATIONS

Критеріями оцінювання ефективності у таких ситемах є:

- якість регулювання: MAE/RMSE/IAE по T , RH , CO_2 , L ; частка часу в «зелених» коридорах; динаміка VPD/PMV.
- енергія/ресурси: кВт·год, м³ води, CO₂-футпринт.
- надійність: відсоток часу без порушень, середній час відновлення, втрати пакетів.

ML/RL: точність/MAE прогнозів, стабільність політики, безпечність (кількість/тривалість порушень), узагальнюваність на нові сезони/культури/зони.

У роботі [12] описане керування теплицями та енергоменеджмент із використанням MPC: це безпосередньо відповідає формулюванню J з вагами Q/R , жорсткими обмеженнями (3) і обмеженням швидкості (4). MPC добре працює з прогнозами і дає керовані гарантії за обмежень.

У [13] активно розвивається безпечне Batch-RL: політики навчаються офлайн на історичних даних, що зменшує ризики «небезпечних» експериментів у реальному середовищі. Це узгоджується з штрафами Φ та вимогами fail-safe. Актуальні прийоми підвищення безпеки онлайн-RL: урахування модельної невизначеності (GP-моделі/квантільні оцінки) та консервативні алгоритми; «safety wrappers» – проєкція дій у безпечну множину перед застосуванням; human/grower-in-the-loop – експертні підказки, ручне схвалення або зміна ваг у винагороді
$$r_t = -(\|x_t - x_t^*\|_Q^2 + \lambda \|u_t\|_R^2) - k \cdot 1_{\text{порушення}}.$$

Для теплиць показова гібридизація RL+MPC: RL генерує «цільові» сетпойнти/політики, а MPC гарантує дотримання обмежень і згладжує керування. Це поєднання зберігає адаптивність RL, але накладає формальні запобіжники [14].

Лінійка «прогноз (ANN/LSTM) → MPC/RL → економічна оптимізація» забезпечує логічний місток між теорією та практикою: прогноз зменшує похибки в J , MPC/RL – знаходить безпечні дії під обмеженнями та тарифами c_t^{el} , c_t^{th} , а human-in-the-loop/«сейфті-воркери» підтримують надійність у реальних умовах.

Праці, що наведені нижче, демонструють, як саме реалізуються елементи теорії – від сенсорики та просторового профілю мікроклімату x_t до даних, правил і хмарної оркестрації, та показують, як під'єднати прогностичні моделі до систем підтримки рішень і економічної оптимізації: Edge/IoT для мікроклімату [1] – завершена IoT-система з віддаленим керуванням, набором сенсорів і веб-інтерфейсами; слугує референсом для вашого конвеєра «сенсори → дані → рішення». «Кейбелбот» для мікроклімату/сканування простору [2] – дає просторову дискретизацію середовища, що напряму пов'язано з розширеним вектором стану x_t (мікрозони, градієнти). Інформаційна модель теплиці [3] – формалізує структуру даних і алгоритмів для автоуправління вентиляцією/зрошенням/світлом; відповідає вашим підрозділам про референтні профілі та обмеження. Хмарна ACS-архітектура

теплиці [4] – ілюструє IoT-платформу з агентами та зменшенням людського фактора; корелює з вашою моделлю мультиагентної координації. Сховище/DaW для динамічної теплиці [15] – підтримує етапи «фільтрація → агрегація → злиття ознак → прогноз», на які ви спираєтесь у розділі обробки даних. Decision Support Tool [16] – DSS для оптимального моніторингу й керування мікрокліматом у мережі теплиць (енергія/вода, прогнози/симуляції); практичне втілення вашого критерію якості J із багатьма складовими. LSTM-прогнозування для керування HVAC [11] по енергокритерію $E = \sum_t (c_t P_t)$ – прогноз навантаження підлаштовує графіки/сетпойнти з урахуванням тарифів c_t .

Отже, інтелектуальне керування мікрокліматом базується на поєднанні:

1. формалізованої динаміки об'єкта та багатокритеріальної оптимізації;
2. архітектури IoT–Edge/Fog–Cloud із подієвою взаємодією мікросервісів;
3. методів ML/RL для прогнозування та адаптивних політик;
4. мультиагентної координації та формальної верифікації інваріантів безпеки.

2 Агентно-орієнтовані системи управління комфортом і безпекою

Архітектура системи управління розумним будинком ґрунтується на принципах мультиагентних систем (MAS), що забезпечує узгоджену роботу різномірних підсистем – клімат-контролю, безпеки, медичного моніторингу – з мінімальною участю користувача та формальними гарантіями. Дослідження [17–23] окреслюють архітектуру, ролі агентів та механізми їхньої взаємодії. У цьому розділі узагальнено архітектурні принципи мультиагентної системи (MAS), що забезпечує комфорт і безпеку мешканців [24]. Взаємодія між компонентами системи реалізована через подієву шину (Message Bus, MQTT) за моделлю «публікація/підписка» (Рис. 2), що забезпечує слабку зв'язність і масштабованість. Агенти, сенсори, виконавчі пристрої, користувач та хмарна аналітика об'єднані в єдиний простір подій.

Архітектурне середовище включає сенсори й виконавці, IoT-мережу, інтерфейси користувача, сервер чи хмару для обробки, підсистеми безпеки та медичну інтеграцію. Усі компоненти формують єдиний простір подій і команд, де агенти взаємодіють через шину, а хмарні моделі керують локальними діями.

Агенти мають спеціалізовані ролі: повідомлень (агрегація подій, сповіщення), керування пристроями (освітлення, клімат, прилади), камери й сигналізації (виявлення руху, тривоги), побутових сценаріїв і медичного догляду (розклади, фізіологічні параметри), а також контролю клімату (температура, вологість, освітленість з урахуванням енергоефективності). Це забезпечує масштабованість і просте додавання підсистем.

Комунікація відбувається через подієву шину та хмару, дії узгоджуються правилами й політиками безпеки. Телеметрія надходить до аналітики, назад поширюються політики та сетпойнти; користувач взаємодіє через НМІ.

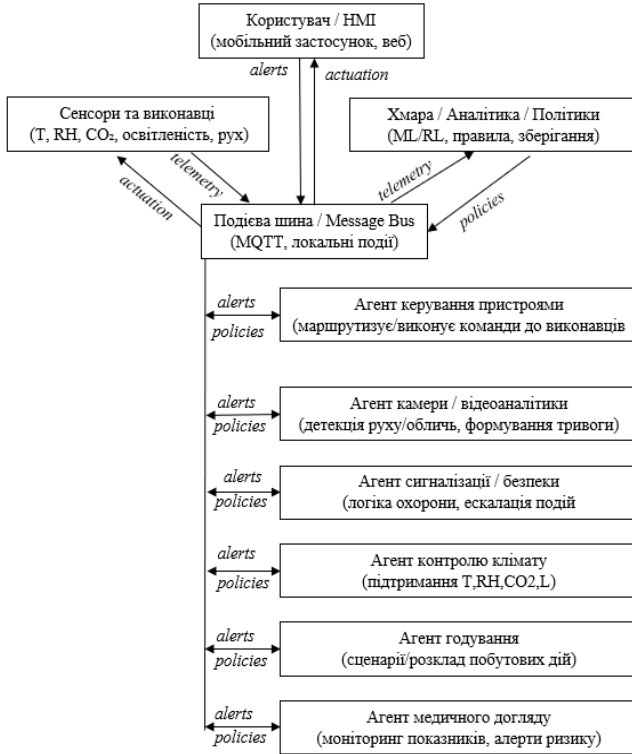


Рисунок 2. Взаємодія агентів через подієву шину (Message Bus)

Визначення агентної моделі MAS. Агентну систему подамо короткем

$$M_{MAS} = \langle A, S, R, Lab, Act, E, P, \Pi, \mathcal{I} \rangle, \quad (9)$$

де $A = \{a_i\}$ – множина агентів для кожного з яких задана множина дій Act , S – множина станів, яка включає стани агентів і ресурсів; відношення переходів $R \subseteq S \times S$ описує еволюцію у часі (або $P(s'|s, a)$ – стохастичний перехід для MDP/RL); $Lab: S \rightarrow 2^{AP}$ – маркування станів атомарними висловлюваннями AP; $Act = \prod_i Act_i$ – спільний простір дій; середовище подано як декартовий добуток $E = E_{phy} \times E_{net} \times E_{ui} \times E_{med} \times E_{sec}$, що охоплює фізичний простір, мережу/Інтернет речей, інтерфейси користувача, медичну та охоронну

інфраструктури; $\Pi = \{\pi_i\}$ – політики агентів (мапи зі стану/історії в дії);
 $\Sigma \subseteq \text{LTL}(\text{AP})$ – специфікації/інваріанти у LTL.

Властивості формуються у темпоральній логіці LTL на моделі Крипке (S, R, Lab) з операторами G («завжди»), F («зрештою»), X («наступного кроку») та U («доки, доки»).

Для агента повідомлень істинною є формула $MAGM$ – агент отримує й надалі розповсюджує повідомлення; для агента керування пристроями – CFC – керування виконується й повторюється; для агента камери – VXV – виявленню події слідє оновлення стану спостереження; для агента сигналізації – $ALGA$ – охоронний режим активується і підтримується; для агента годування – FXF – процес має крок-до-кроку оновлення; для агента медичного догляду – HUH – моніторинг триває, доки стан не стабілізується; для властивостей середовища – $LAGI$ – інтеграція з медичними пристроями підтримується постійно. Якщо у стані s_0 агент повідомлень отримує подію «недостатнє освітлення», а в s_1 пересилає її агенту керування пристроями або в хмарний сервіс, відбувається перехід $s_0 \rightarrow s_1$, при якому формули M та $G M$ істинні відповідно в s_0 і на всіх наступних кроках.

У типових сценаріях агенти взаємодіють для реагування на рух, підтримки комфорту чи побутових процесів, координуючи сигнали, клімат і прилади. MAS забезпечує чіткий розподіл ролей, канали комунікації та інваріанти безпеки й комфорту, залишаючись масштабованою й придатною до верифікації. Інтеграція зі штучним інтелектом дозволяє прогнозувати, оптимізувати та адаптувати дії агентів, знижуючи енергоспоживання й підвищуючи надійність.

Для реальної експлуатації мультиагентної системи встановлюється «бюджет якості», що охоплює час відгуку, надійність, безпеку й масштабованість. Затримка «сенсор $\rightarrow$ виконавець» не повинна перевищувати 500 мс у звичайних та 100 – 200 мс у тривожних сценаріях; доступність сервісів – $\geq 99,9 \%$, MTTR ≤ 10 хв, реакція на тривогу ≤ 2 с. Система масштабується до ≥ 1000 пристроїв і ≥ 10 тис. повідомлень/с без деградації, підтримує rolling-update та інтероперабельність через MQTT і стандартизовані контракти даних. Безпека гарантується TLS 1.3, OAuth 2.1/OIDC, RBAC, сегментацією мережі й журналюванням; приватність – мінімізацією даних, обмеженням зберігання та шифруванням.

Ефективність MAS оцінюється за метриками клімату, комфорту/безпеки, енерговитрат і експлуатаційної якості. Для клімату: RMSE температури $< 0,5$ °C, вологості $< 3 \%$, $\text{CO}_2 \leq 1000$ ppm (95-й перцентиль). Час у «зелених коридорах» має бути $\geq 95 \%$, при цьому HVAC споживає на 15–30 % менше енергії. Для безпеки: precision/recall $\geq 0,95$, хибні тривоги $< 2 \%$, відсутність конфліктів між агентами. Експлуатаційні SLI: затримка телеметрії в межах норм, втрата повідомлень $< 0,1 \%$, кіберінциденти дорівнюють 0, контроль

дрейфу моделей. Сукупно це підтверджує, що MAS забезпечує кращий баланс «комфорт – безпека – енерговартість», ніж традиційні системи.

3Архітектурні рішення систем забезпечення мікроклімату у приміщеннях
Мікроклімат суттєво впливає на врожайність культур, тому його контроль має враховувати взаємозалежність параметрів. У [25] запропоновано IoT-систему з тривірневою архітектурою (сенсорний, транспортний і прикладний рівні), де ключовими параметрами є температура (T), відносна вологість (RH) та дефіцит тиску пари (VPD). Дослідження [26] із застосуванням LoRaWAN підтвердило ефективність моніторингу T , RH і VPD у реальному часі для вирощування томатів. Концепція IoT ґрунтується на взаємодії об'єктів із унікальною адресацією [27], а забезпечення однорідності мікроклімату може підвищити врожайність і знизити енергоспоживання [28]. Окремо визначаються оптимальні параметри для тепличних томатів [29]. Запропонована архітектура орієнтована на контроль мікроклімату в закритих просторах із хмарною інтеграцією та мобільним доступом [30].

Архітектура ґрунтується на тривірневій моделі: сенсорний рівень (T , RH , CO_2 , вологість субстрату, виконавці), транспортний (WSN/LPWAN, зокрема LoRaWAN, MQTT/HTTP) та прикладний/хмарний (БД часових рядів, розрахунок VPD , ML/RL-аналітика, HMI). Взаємодія організована через pub/sub із брокером повідомлень у хмарі чи на edge-шлюзі.

На рисунку 3 показано узагальнені потоки даних. Телеметрія піднімається від сенсорів через транспорт до прикладного рівня (*telemetry*). На основі аналізу формуються політики та сетпойнти (*policies*), які спускаються до транспорту і транслуються у конкретні керувальні дії для виконавців (*actuation*). Повернені події/підтвердження (*events/acks*) фіксують факт виконання або збої.

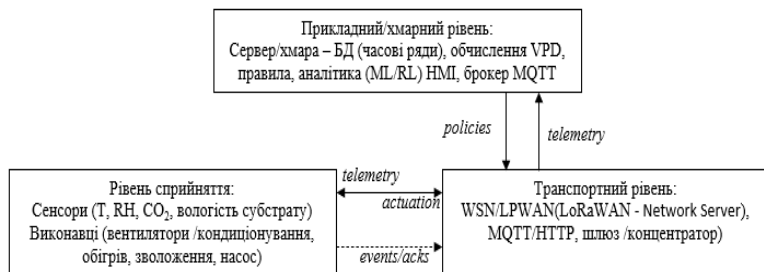


Рисунок 3. Узагальнена архітектура хмарної системи контролю мікроклімату

Так вибудовується замкнене коло «вимірювання → аналіз → політика → дія → підтвердження», яке узгоджується з агентною моделлю M_{MAS} (6): вектор стану $x_t = [T_t, RH_t, CO_{2,t}, L_t, v_t, \dots]^T$ надходить як телеметрія,

прикладний рівень мінімізує похибку $\|x_t - x_t^*\|$ і обирає дії u_t , а обмеження на швидкість керувальних впливів дотримуються за умовою $\|u_t - u_{t-1}\|_\infty \leq \Delta u_{max}$. У термінах MAS агент клімату генерує політики, агент керування пристроями інтерпретує їх у команди на транспорті, агент повідомлень забезпечує HMI-сповіщення, а агент безпеки блокує небезпечні дії згідно з LTL-інваріантами.

Policies визначають «що досягти» (T^* , RH, VPD), а *actuation* – «як виконати» (реле, PWM, вентилятори). Розділення дає змогу працювати локально при втраті зв'язку, застосовувати safety wrappers і масштабувати систему без зміни пристроїв. Для критичних команд використовуються MQTT QoS 1/2, TLS 1.3, OAuth2/OIDC та RBAC, із затримками $\leq 100\text{--}200$ мс (тривожні) та ≤ 500 мс (звичайні). Архітектура забезпечує збір параметрів, хмарний аналіз і вплив на обладнання, підтримуючи комфорт і енергоефективність.

4 Інтелектуальні підходи до керування мікрокліматом міських агросистем

Контрольоване середовище (Controlled Environment Agriculture, CEA) є основою міського продовольчого ланцюга. Для мікрозелені у замкнених приміщеннях клімат, освітлення та зрошення підтримуються автоматизовано й економно з використанням даних та методів машинного навчання. Об'єктом керування є модульні стелажі, де вимірюють температуру повітря T , вологість RH, CO_2 та освітленість L (за потреби — вологість субстрату, швидкість повітря). Керувальні дії u_t охоплюють охолодження, обігрів, вентиляцію, зволоження й крапельне зрошення з подачею добрив. Мета — підтримання референтних профілів x_t^* для культур і фаз росту при мінімальних витратах ресурсів.

Кліматична установка включає стандартні вузли HVAC (радіатор, вентилятор, кондиціонер із випарником, компресором та конденсатором). Сенсорний контур містить датчики температури, вологості й тиску, а також положення заслінок; кількість точок вимірювання визначається конструкцією. Виконавчі пристрої — реле, приводи, вентилятори та клапани зрошення/добрив. Усі компоненти під'єднані до контролера, що збирає телеметрію й формує команди.

Логічна архітектура будується за моделлю Edge–Transport–Cloud. На Edge контролер виконує фільтрацію, швидкі правила та кешування. Транспорт реалізовано через MQTT/HTTP або LPWAN/LoRaWAN для доставки телеметрії (*telemetry*) й керувальних дій (*policies/actuation*). Хмара або локальний сервер зберігає часові ряди, обчислює показники (VPD), застосовує ML/RL та надає HMI.

Оптимальні режими визначають експериментально та статистично, уточнюють через ML (прогноз x_{t+1} , оцінка VPD, рекомендації) і RL під обмеженнями безпеки. Це підвищує врожайність і якість, знижуючи витрати ресурсів.

Експерименти проводили на модульній сіті-фермі з багаторівневими стелажми; обладнання включало вентилятори, обігрів, кондиціонер, заслінки, сенсори T , RH , CO_2 , L та виконавчі механізми. Контролер на edge-рівні збирав телеметрію через MQTT/HTTP або LPWAN/LoRaWAN і виконував локальні правила швидкої реакції.

Дослід організовано за перехресним або рандомізованим блоковим дизайном по ярусах/зонах: кожна зона послідовно проходила всі режими керування у випадковому порядку. Передбачено щонайменше три цикли тривалістю повної фази вирощування (7–14 діб). Референтні траєкторії x_t^* (профілі дня/ночі для T , RH , фотоперіод, межі CO_2 і VPD) визначалися за агропаспортом культури; обмеження (3) і (4) задавали коридори станів та швидкість зміни дій. Порівнювали три стратегії: базову (гістерезис/ПІД), прогнозу (x_{t+1} + правила/MPC) та інтелектуальну (RL з «safety wrapper»).

Збір даних було уніфіковано: телеметрія фіксувалася з періодом 30–60 с, команди виконавцям – кожні 5 – 10 с для зменшення зносу. Перед кожною серією виконували калібрування T/RH , перевірку CO_2 , тест зв'язку (втрата <0,1 %) і «сухий» прогін. Зрошення здійснювалося за комбінованим правилом «розклад + стан субстрату» з журналюванням усіх поливів.

Дані (T , RH , CO_2 , L), стани виконавців та лічильники ресурсів зберігали у базі часових рядів. Попередня обробка охоплювала синхронізацію міток, фільтрацію викидів (правило 3σ), інтерполяцію коротких пропусків та, за потреби, згладжування для візуалізації. У прогнозних та інтелектуальних режимах додатково фіксували невизначеність прогнозів і версії політик.

Ефективність оцінювали за KPI: $RMSE_T$, $RMSE_{RH}$, частка часу в «зеленому коридорі» $[x_{min}, x_{max}]$ для T , RH , VPD , 95-й перцентиль похибки; ресурси — інтегральна енерговитрата E (8), витрата води й добрив, частота вмикань; експлуатація — затримка «сенсор→дія», втрати повідомлень, MTTR, спрацювання «safety wrapper»; додатково – врожайність, рівномірність і відсоток браку. Статистику проводили через перевірку нормальності й дисперсій, далі ANOVA з повторними вимірюваннями або непараметричні аналоги, пост-хок з поправками, із 95% ДІ та ефектами (Cohen's d, η^2). Для енергопоказників виконували нормування або включали зовнішні умови як коварати.

Інтелектуальні політики працювали під «safety wrapper» із жорсткими обмеженнями (3)–(4), додатковими тригерами за CO_2 і температурою, таймаутами та антидребезгом. Для RL застосовували офлайн-навчання з історичних даних і поступове онлайн-оновлення з проєкцією небезпечних дій у безпечну множину. Конфігурацію системи фіксували повністю (версії моделей, топіки MQTT, KPI). Ключовим вузлом було автоматичне крапельне зрошення, інтегроване з сенсорами й контролером: подача води чи добрив виконувалася за розкладом і/або станом субстрату з журналом подій у HMI.

У агентній моделі клімат-агент формує *policies* для T , RH і VPD , агент керування пристроями реалізує їх як *actuation*, агент повідомлень відповідає за HMI, а агент безпеки застосовує «safety wrappers». Така взаємодія забезпечує

замкнений цикл «вимірювання → аналіз → дія → підтвердження». Запропонований підхід поєднує сенсоріку, виконавчі механізми й аналітику, що дає відтворюваний мікроклімат та раціональне використання ресурсів у міських фермах.

5 Методи штучного інтелекту у керуванні кліматичними системами

Алгоритми контролю мікроклімату теплиць еволюціонували від класичних до методів штучного інтелекту, здатних навчатися на даних і приймати рішення без жорстких правил. Сучасні підходи включають байсові мережі, SVM, нейронні мережі та генетичні алгоритми [31]. Нейромережі моделюють зв'язки між параметрами клімату й ростом рослин, а глибоке навчання аналізує часові ряди [32]. Для цього потрібна сенсорна інфраструктура (T , RH , CO_2 , L) та виконавчі пристрої (вентиляція, зрошення, опалення), інтегровані через IoT для збору даних і регулювання в реальному часі [33]. Гібридні рішення поєднують прогноз і управління: DL-моделі прогнозують зміни, оптимізаційні алгоритми визначають дії [34], а surrogate models допомагають знаходити оптимальні параметри й підвищують ефективність [31]. Керування у закритому агровиробництві — багатокритеріальна задача з вимогами до якості, енерго- та водоспоживання й безпеки [35]. Традиційні ПД-регулятори не враховують нелінійності й затримки, тоді як методи ШІ дають змогу перейти до прогнозно-оптимізаційної парадигми, формуючи дії u_t з урахуванням обмежень (3) – (4) та енергетичного критерію (8).

У керуванні мікрокліматом застосовують три основні підходи: прогнозні моделі (ML/DL) для часових рядів T , RH , CO_2 ; оптимізацію й планування (евристики, генетичні алгоритми, MPC із сурогатами); та RL для формування політик. Додатково використовують байсові мережі, SVM і комп'ютерний зір для аналізу стану рослин.

Дані сенсорів, події виконавців та зовнішні фактори (погода, графіки) формують конвеєр ознак, на виході якого LSTM/GRU/TCN або градієнтні ансамблі дають прогноз x_{t+1} та інтервали невизначеності. Для рослин критично

оцінювати $VPD = e_s(T) \left(1 - \frac{RH}{100}\right)$, а для людей — PMV/PPD (як цільові або як штрафні складові). Прогноз $\hat{x}_{t+1}$ зменшує «помилковий» член у функції якості J та готує MPC/RL до проактивних дій.

MPC мінімізує J (5) з обмеженнями (3) – (4), використовуючи фізичну модель або surrogate model $f(\cdot)$. Сурогати (дерева рішень, NN) прискорюють оптимізацію на горизонті H , тоді як генетичні й росві методи підходять для глобального пошуку сетпойнтів і графіків поливу.

RL формулює керування як $\mathcal{M}$ з виразу (6): стан $st = \psi(x_t, \text{історія, прогнози})$, дія a_t — уставки/режими, винагорода

$$r_t = -(\|x_t - x_t^*\|_Q^2 + \lambda \|u_t\|_R^2) - k \cdot 1_{\text{порушення}} - \eta \cdot \|u_t - u_{t-1}\|_\infty. \quad (10)$$

Для дискретних дій застосовують Q-learning/Double DQN, для неперервних – DDPG, TD3, SAC. Ризики зменшують batch/offline RL, safe-RL (проекція дій у допустиму множину, штрафи, «safety wrapper»). Гібрид RL→MPC дозволяє RL генерувати сетпойнти, а MPC – гарантувати обмеження та згладжувати керування. Edge виконує локальні правила й фільтрацію, Transport забезпечує *telemetry/policies/actuation/events*, Cloud – зберігання даних, ML/RL-моделі та HMI. У MAS агент клімату формує *policies*, агент пристроїв реалізує *actuation*, агент безпеки застосовує LTL-інваріанти, агент повідомлень відповідає за HMI. Така структура спрощує інтеграцію й вивід рішень у контур. Ефективність оцінюють за $RMSE_t$, $RMSE_{RH}$, часом у «зелених коридорах», динамікою VPD , енерговитратами E (8), водою/добривами, а також затримками, втратою повідомлень і MTTR. Порівняння режимів (базовий, прогнозний, RL/MPC) виконують за ANOVA/Friedman із 95% ДІ.

Основні бар'єри – пояснюваність (XAI), стійкість до збоїв, узагальнюваність і стандартизація (KPI, API, безпека/приватність). Дорожня карта: конверс даних і профілі x_t , прогнозний модуль, MPC із сурогатом, пілотний safe-RL (off-policy), гібрид RL→MPC, XAI та регулярна перекалібровка.

6 Інтелектуальні методи керування вентиляційними процесами у приміщеннях

Сучасні будівлі потребують інтегрованих систем мікроклімату, орієнтованих на енергоефективність і комфорт [36]. Традиційні ручні чи фіксовані режими вентиляції часто спричиняють перевентиляцію або її нестачу, що підвищує витрати та погіршує якість повітря. Використання ШІ та IoT дозволяє автоматизувати контур, адаптувати його до умов експлуатації та зменшувати енергоспоживання [37]. Такі системи поєднують IoT-датчики (CO_2 , T , RH , тверді частки, ЛОС), алгоритми ШІ для аналізу й прогнозування та контролери, які регулюють інтенсивність повітрообміну [38]. Робота будується як конверс: моніторинг → аналіз і прогноз → адаптивне керування; принцип “on-demand” задіює вентиляцію лише за потреби. Ефективність підтверджують приклади: RESPIRA® у метрополітенах та аеропортах знижує енерговитрати [39], а BrainBox AI у торговельних центрах скорочує їх на 21% [40].

Стан повітря описується вектором $x_t = [T_t, RH_t, CO_{2,t}, \dots]^T$, а керуючі дії u_t охоплюють витрату припливного повітря/швидкість вентиляторів, положення заслінок, режими рекуперації/рециркуляції. Ціль – утримувати $CO_{2,t} \leq C_{\max}$ і параметри комфорту в “зелених коридорах” при мінімумі інтегральної вартості E ((3)–(4) та (8)). Спрощеною масообмінною моделлю для CO_2 слугуватиме дискретизована рівновага:

$$CO_{2,t+1} = CO_{2,t} + \left(\frac{G_t}{V} - \frac{Q_t}{V} (CO_{2,t} - CO_{2,out}) \right) \Delta t + \varepsilon_t. \quad (11)$$

де G_t – джерела CO₂ від людей/процесів, Q_t – витрата припливу, V – об’єм зони. Ця модель вбудовується у загальну динаміку $x_{t+1}=f(x_t, u_t, d_t)+\varepsilon_t$ з виразу (1).

Сенсори CO₂, T , RH , VOC та лічильники енергії формують *telemetry*, що на рівні Edge фільтрується й кешується при збоях. Транспортна шина (MQTT/HTTP, LoRaWAN) передає дані в аналітичний рівень, де ШІ генерує *policies* (сетпойнти, пороги), які транслюються в *actuation* (приводи, вентилятори, заслінки). Зворотні *events/acks* підтверджують виконання. У MAS агент клімату формує політики, агент пристроїв реалізує їх, агент безпеки застосовує LTL-обмеження, а агент повідомлень обслуговує HMI. Така структура підвищує надійність і масштабованість.

Базові схеми (гістерезис, ПІД) прості, але не враховують взаємодії «вентиляція–CO₂–втрати тепла». Прогнозні моделі (LSTM/GRU) дають оцінки $\hat{CO}_{2,t+1}$, $\hat{T}_{t+1}$ з невизначеністю; MPC мінімізує критерій (5) з обмеженнями (3) – (4), використовуючи фізичну або ML-модель. RL (Q-learning, DDPG, SAC тощо) оптимізує політики “вентиляція-на-вимогу”, працюючи під безпечними обмеженнями. Гібриди RL→MPC поєднують адаптивність RL із гарантіями MPC.

DCV змінює витрату Q_t за показами CO₂/заповненості, зводячи перевентиляцію до мінімуму. Енергетичну складову описує (8):

$$E = \sum_t (c_t^{cl} P_t^{fan} + c_t^{th} Q_t^{heat/cool}), \quad P_t^{fan} \propto m_t^3,$$

де кубічний закон для вентиляторів дає значний вииграш від частотного регулювання, а теплова складова залежить від ΔT та інфільтрацій. ШІ-модулі узгоджують Q_t із тарифним профілем c_t^{cl} , c_t^{th} прогнозами навантаження і вимогами до CO₂/комfortу.

Політики працюють під «safety wrapper» із жорсткими межами станів і дій, таймаутами та fallback-режимами; канали шифруються (TLS), автентифікація здійснюється через RBAC, а сенсори регулярно калібруються. Якість визначається 95-м перцентилем CO₂≤1000 ppm і ≥95% часу в допустимих коридорах T , RH , VPD ; ефективність – зменшення E на 15–30% порівняно з базовим режимом. Порівняння режимів виконують за ANOVA/непараметричними тестами з 95% ДІ. Інтелектуальне керування вентиляцією поєднує сенсори, прогнозно-оптимізаційні моделі та подієву архітектуру, інтегруючись із MAS і тривірневою архітектурою для відтворюваності та масштабованості; гібрид MPC/RL додає адаптивність.

7 Застосування Q-learning у задачах оптимізації мікроклімату

Оптимізація вирощування мікрозелені здійснюється завдяки впровадженню інтелектуальних і розподілених систем контролю [41]. Використання IoT забезпечує моніторинг мікроклімату в реальному часі [42], а дані аналізуються хмарними платформами та алгоритмами ML [43–44]. Для підвищення

ресурсоощадності застосовують Q-learning [45], що у поєднанні з роботизованими системами [46], тепловими моделями та ПЗ для моделювання [47]. У такій парадигмі Q-learning автоматично формує політику керування, яка мінімізує витрати та підтримує параметри в допустимих коридорах відповідно до (3) – (4) і критерію (8) [48].

Контур керування подається як MDP (розділи 1–2): дискретизовані стани s (температура, вологість, освітленість тощо), скінченні дії a (режими вентиляції/обігріву/зволоження/світла), скалярна винагорода $r(s, a, s')$, дисконтування $\gamma \in (0, 1)$. Класичне оновлення Q-функції використовує рівняння Беллмана:

$$Q_{t+1}(s, a) = (1 - \alpha)Q_t(s, a) + \alpha \left[r_t + \gamma \max_{a'} Q_t(s', a') \right] \quad (12)$$

де α – крок навчання, s' – наступний стан, a' – можлива дія в s' . Алгоритм ітеративно поліпшує політику, балансуючи дослідження (ϵ -greedy) та експлуатацію.

Набір вимірювань охоплює T , RH , CO_2 , L . Стан s формується дискретизацією цих параметрів, а дії a включають режими вентиляції, зволоження, обігріву, освітлення та поливу. Компактний простір дій прискорює збіжність і зменшує розмірність Q-таблиці. Винагорода визначається критерієм $J(5)$: штраф за відхилення від x_i^* , енергетичні витрати та «смикання» приводів, з додатковим контролем $VPD(2)$ для рослин і PMV/PPD для людей. Безпека гарантується «safety-wrapper» із проєкцією дій у допустиму множину (3) – (4) та таймаутами на рівні Edge.

Реалізація базується на архітектурі Edge–Transport–Cloud: контролер обробляє телеметрію та виконує локальні правила, транспортна шина передає дані, а хмарний рівень веде базу часових рядів, обчислює VPD , оновлює Q-таблицю й надає HMI. У MAS (розд. 2) агент клімату формує політику Q-learning, агент керування пристроями реалізує її, агент безпеки застосовує інваріанти й «safety-wrapper», а агент повідомлень забезпечує взаємодію з користувачем. Експерименти підтвердили коректність передачі сигналів через Wi-Fi/ESP8266, стабільність Q-таблиці та зниження енергоспоживання при збереженні клімату в допустимих межах. Практичні параметри: 3–5 бінів на вимір, $\epsilon \approx 0.2 \rightarrow 0.02$, $\alpha \approx 0.1 - 0.3$, $\gamma \approx 0.95 - 0.99$; ефективність оцінюється за $RMSE_T$, $RMSE_{RH}$, VPD/CO_2 , питомою енергією та частотою перемикань. За потреби використовують безтабличні методи (DQN/TD3/SAC) або гібрид RL→MPC. У підсумку Q-learning забезпечує адаптивне та ресурсоощадне керування мікрокліматом сіті-ферми, інтегроване з IoT/хмарною інфраструктурою.

8 Практичні аспекти

Система реалізується на архітектурі Edge–Transport–Cloud: контролер виконує локальні правила, транспортна шина передає дані, а хмара обробляє телеметрію, веде базу часових рядів, обчислює VPD і оновлює Q-таблицю. У MAS агент клімату формує політику Q-learning, агент керування пристроями

реалізує її, агент безпеки застосовує інваріанти, а агент повідомлень забезпечує НМІ. Експерименти підтвердили коректну роботу Wi-Fi/ESP8266, стабільність Q-таблиці та зниження енергоспоживання. Оптимальні параметри: 3–5 бінів, $\varepsilon \approx 0.2 \rightarrow 0.02$, $\alpha \approx 0.1–0.3$, $\gamma \approx 0.95–0.99$; ефективність оцінюють за RMSE_T, RMSE_{EH}, VPD/CO₂ та питомим споживанням. За потреби застосовуються безтабличні методи (DQN/TD3/SAC) чи гібриди RL→MPC.

Висновки

Запропоновано узгоджену рамку інтелектуального керування мікрокліматом: формальні моделі об'єкта, архітектура Edge–Transport–Cloud, мультиагентна взаємодія та алгоритми ШІ. Перехід від реактивних правил до зв'язки «прогноз (ANN/LSTM) → MPC/RL» стабілізує параметри в «зелених коридорах» і знижує витрати енергії; для вентиляції ефективними є DCV та гібрид MPC/RL під «safety wrapper».

Практичні правила — калібрування й контроль якості даних, розділення «policies ↔ actuation», прозорі KPI та коректні експериментальні дизайни — роблять результати відтворюваними та порівнюваними. Кейс Q-learning підтвердив життєздатність підходу й окреслив шлях масштабування до безтабличних методів та гібридів RL→MPC.

Обмеження пов'язані з дрейфом сенсорів, сезонністю даних і різномірністю об'єктів; їх пом'якшують моніторинг, перекалібровка, адаптивні моделі та ХАІ. Подальші напрями — багатозонне керування, цифрові двійники, тарифно-обізнані політики та стандартизація API/KPI — для стійкого промислового розгортання й кращого балансу «комфорт - безпека - енерговартість».

Література

1. Prasol, N. S., Furikhata, D. V., Vakaliuk, T. A., & Regenal, T. Y. (2025, April). Integration of edge devices and IoT to create a climate monitoring system for plants. In *Proceedings of the 5th Edge Computing Workshop (DOORS 2025)* (Vol. 3943, pp. 4–19). Zhytomyr, Ukraine: CEUR-WS. <https://ceur-ws.org/Vol-3943/paper01.pdf>
2. Kavga, A., Bitas, D., Papastavros, K., Prapopoulos, M., & Kotsiris, G. (2020, September 24–27). Development of an integrated IoT-based greenhouse control cablebot system. In *Proceedings of the 9th International Conference on Information and Communication Technologies in Agriculture, Food and Environment (HAICTA 2020)* (pp. 518–525). Thessaloniki, Greece: CEUR-WS. https://ceur-ws.org/Vol-2761/HAICTA_2020_paper79.pdf
3. Kryvenchuk, Y., Doroschuk, R., Sundeha, R., & Shymanskyi, V. (2025, April 3–5). The system of automatic greenhouse care and its informational model. In *Proceedings of the 2nd International Conference on Smart Automation & Robotics for Future Industry (SMARTINDUSTRY 2025)* (pp. 67–76). Lviv, Ukraine: CEUR-WS. <https://ceur-ws.org/Vol-3970/PAPER6.pdf>

4. Khavalko, V., Baranovska, S., & Geliznyak, G. (2020). Investment feasibility of building the architecture of greenhouse automated control system based on the IoT and cloud technologies. In *Proceedings of the International Workshop on Conflict Management in Global Information Networks (CMIGIN 2019)* (pp. 311–323). CEUR-WS. <https://ceur-ws.org/Vol-2588/paper26.pdf>
5. Muñoz, M., Guzmán, J. L., Sánchez-Molina, J. A., Rodríguez, F., Torres, M., & Berenguel, M. (2020). A new IoT-based platform for greenhouse crop production. *IEEE Internet of Things Journal*, 9(9), 6325–6334. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2020.2996081>
6. Muñoz, M., Guzmán, J. L., Sánchez, J. A., Rodríguez, F., & Torres, M. (2019). Greenhouse models as a service (GMaaS) for simulation and control. *IFAC-PapersOnLine*, 52(30), 190–195.
7. Jeon, K. E., Lin, T. N., She, J., Wong, S., Govindan, R., Al-Ansari, T., & Wang, B. (2023). LuXSensing beacon: Batteryless IoT sensor, design methodology, and field test for sustainable greenhouse monitoring. *IEEE Transactions on AgriFood Electronics*, 1(2), 86–98. <https://doi.org/10.1109/TAFE.2023.3295383>
8. ASHRAE. (2025, September 5). Standards 62.1 & 62.2. ASHRAE. https://www.ashrae.org/technical-resources/bookstore/standards-62-1-62-2?utm_source=chatgpt.com
9. Li, B., & Cai, W. (2022). A novel CO₂-based demand-controlled ventilation strategy to limit the spread of COVID-19 in the indoor environment. *Building and Environment*, 219, 109232. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2022.109232>
10. Pandey, A., & Ramesh, V. (2024, April 18–20). Cloud cultivation: Optimizing agricultural automation practices through deep learning. In *Proceedings of the 1st International Conference on Smart Automation & Robotics for Future Industry (SMARTINDUSTRY 2024)* (pp. 209–217). Lviv, Ukraine: CEUR-WS. <https://ceur-ws.org/Vol-3699/short2.pdf>
11. Alden, R. E., Gong, H., Jones, E. S., Ababei, C., & Ionel, D. M. (2021). Artificial intelligence method for the forecast and separation of total and HVAC loads with application to energy management of smart and nZE homes. *IEEE Access*, 9, 160497–160509. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3129172>
12. Nykyforova, L., Kiktev, N. A., Lendiel, T., Trokhaniak, V., & Ramsh, V. (2022, November 30 – December 2). Information and control system for controlling the irradiation process plants. In *Selected Papers of the IX International Scientific Conference “Information Technology and Implementation” (IT&I 2022)* (pp. 132–141). Kyiv, Ukraine: CEUR-WS. <https://ceur-ws.org/Vol-3384/>
13. Liu, H. Y., Balaji, B., Gao, S., Gupta, R., & Hong, D. (2022, May). Safe HVAC control via batch reinforcement learning. In *Proceedings of the 13th ACM/IEEE International Conference on Cyber-Physical Systems (ICCPS 2022)* (pp. 181–192). <https://doi.org/10.1109/ICCPS54341.2022.00023>
14. Mallick, S., Airaldi, F., Dabiri, A., Sun, C., & De Schutter, B. (2025). Reinforcement learning-based model predictive control for greenhouse climate control. *Smart Agricultural Technology*, 10, 100751. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2409.12789>

15. Kiktev, N. A., Lendiel, M., & Lendiel, T. (2023, December 20–21). Design of a data warehouse for a dynamic greenhouse control system. In *Selected Papers of the XX International Scientific Conference “Dynamical System Modeling and Stability Investigation” (DSMSI 2023)* (Vol. 1, pp. 69–78). Kyiv, Ukraine. CEUR-WS. <https://ceur-ws.org/Vol-3687/>
16. Ouammi, A., Choukai, O., Zejli, D., & Sayadi, S. (2020). A decision support tool for the optimal monitoring of the microclimate environments of connected smart greenhouses. *IEEE Access*, 8, 212094–212105. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3039889>
17. Fonseca, T., Dias, T., Vitorino, J., Ferreira, L. L., & Praça, I. (2022). A low-cost multi-agent system for physical security in smart buildings. *arXiv preprint arXiv:2209.00741*. <https://arxiv.org/abs/2209.00741>
18. Hassan, W. H. (2019). Current research on Internet of Things (IoT) security: A survey. *Computer Networks*, 148, 283–294.
19. Berry, D., Usmani, A., Torero, J. L., Tate, A., McLaughlin, S., Potter, S., et al. (2005, September). FireGrid: Integrated emergency response and fire safety engineering for the future built environment. In *UK e-Science Programme All Hands Meeting*.
20. Çetin, A. E., Dimitropoulos, K., Gouverneur, B., Grammalidis, N., Günay, O., Habiboglu, Y. H., et al. (2013). Video fire detection – review. *Digital Signal Processing*, 23(6), 1827–1843.
21. Harshika, G., Haani, U., Bhuvaneshwari, P., & Venkatesh, K. R. (2022). Smart Pet Insights System Based on IoT and ML. In H. S. Saini, R. K. Singh, G. K. Singh, P. K. Gupta, & K. P. Yadav (Eds.), *Innovative Data Communication Technologies and Application: Proceedings of ICIDCA 2021* (pp. 725–738). Singapore: Springer Nature Singapore.
22. Chen, Y., & Elshakankiri, M. (2020, April). Implementation of an IoT based pet care system. In *Proceedings of the 2020 Fifth International Conference on Fog and Mobile Edge Computing (FMEC)* (pp. 256–262). IEEE.
23. Qiao, B., Liu, K., & Guy, C. (2006, December). A multi-agent system for building control. In *Proceedings of the 2006 IEEE/WIC/ACM International Conference on Intelligent Agent Technology* (pp. 653–659). IEEE.
24. Аксак, Н. Г., Василевська, О. О., & Шеліхов, Ю. О. (2024, January 10–12). Архітектура мультиагентної системи для забезпечення комфорту та безпеки у розумних будинках. In *VI International Scientific and Practical Conference “The aspects of contemporary scientific research that encompass both theoretical and practical components”* (pp. 49–55). Venice, Italy: International Scientific Unity. <https://isu-conference.com/wp-content/uploads/2024/01/The-aspects-of-contemporary-scientific-research-Jan-10-12-2024-Venice-Italy.pdf>
25. Yan, M., Liu, P., Tong, C., Wang, X., Wen, F., Song, C., & O’Hare, G. M. (2020). A farmland microclimate monitoring system based on the Internet of Things. *International Journal of Embedded Systems*, 12(1), 81–92.
26. Rezvani, S. M. E., Abyaneh, H. Z., Shamshiri, R. R., Balasundram, S. K., Dworak, V., Goodarzi, M., ... Mahns, B. (2020). IoT-based sensor data fusion for

determining optimality degrees of microclimate parameters in commercial greenhouse production of tomato. *Sensors*, 20(22), 6474.

27. Boursianis, A. D., Papadopoulou, M. S., Diamantoulakis, P., Liopa-Tsakalidi, A., Barouchas, P., Salahas, G., Karagiannidis, G., Wan, S., & Goudos, S. K. (2020). Internet of Things (IoT) and Agricultural Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) in smart farming: A comprehensive review. *Internet of Things*, 100187.

28. Lee, C., Chung, M., Shin, K.-Y., Im, Y.-H., & Yoon, S.-W. (2019). A study of the effects of enhanced uniformity control of greenhouse environment variables on crop growth. *Energies*, 12, 1749.

29. Shamshiri, R. R., Bojic, I., van Henten, E., Balasundram, S. K., Dworak, V., Sultan, M., & Weltzien, C. (2020). Model-based evaluation of greenhouse microclimate using IoT sensor data fusion for energy efficient crop production. *Journal of Cleaner Production*, 121303.

30. Шеліхов, Ю. О., & Аксак, Н. (2023, February). Архітектура системи контролю мікроклімату у замкнутому приміщенні. *International scientific journal Grail of Science*, 24, 296–301. <https://doi.org/10.36074/grail-of-science.17.02.2023.055>

31. Hemming, S., de Zwart, F., Elings, A., Righini, I., & Petropoulou, A. (2019). Remote control of greenhouse vegetable production with artificial intelligence—Greenhouse climate, irrigation, and crop production. *Sensors*, 19(8), 1807.

32. Данильців, О. Б. Система штучного інтелекту на основі нейронних мереж для оцінювання стану рослин у “розумних” теплицях. *ELARTU – Інституційний репозитарій ТНТУ імені Івана Пулюя*. <https://elartu.tntu.edu.ua/handle/lib/37915>

33. Bhat, S. A., Huang, N.-F., Hussain, I., et al. (2021). On the classification of a greenhouse environment for a rose crop based on AI-based surrogate models. *Sustainability*, 13(21), 12166. <https://ideas.repec.org/a/gam/jsusta/v13y2021i21p12166-d671932.html>

34. Lee, M.-H., Yao, M.-H., Kow, P.-Y., Kuo, B.-J., & Chang, F.-J. (2024). An artificial intelligence-powered environmental control system for resilient and efficient greenhouse farming. *Sustainability*, 16(24), 10958. <https://doi.org/10.3390/su162410958>

35. Шеліхов, Ю. О., & Аксак, Н. Г. (2025). Використання методів штучного інтелекту для управління кліматичними системами в закритому агровиробництві. *29-й Міжнародний молодіжний форум «Радіoeлектроніка та молодь у XXI столітті»* (т. 5, сс. 42–44). Харків: ХНУРЕ.

36. Шеліхов, Ю. О. (2025, 25–27 березня). Інтелектуальне керування вентиляцією для систем контролю мікроклімату в приміщенні. *Комп'ютерні інтелектуальні системи та мережі: матеріали XVIII Всеукраїнської науково-практичної WEB конференції аспірантів, студентів та молодих вчених* (сс. 350–353). Кривий Ріг: КНУ. <https://sites.google.com/view/kicm/?pli=1>

37. Altayeva, A. B., Omarov, B. S., & Cho, Y. I. (2016). Intelligent microclimate control system based on IoT. *International Journal of Fuzzy Logic & Intelligent Systems*, 16(4), 254–261.
38. Smart ventilation for better homes. (2024). *ebm-papst Magazine*.
39. Sener. (2021). RESPIRA®: Intelligent HVAC management system – Case study. *Sener Group*.
40. Ling, P. (2023). AI takes on growing role in HVAC system efficiencies. *Avnet Silica Tech Articles*.
41. Zhou, N. (2020). Intelligent control of agricultural irrigation based on reinforcement learning. *Journal of Physics: Conference Series*, 1601(5), 052031. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1601/5/052031>
42. Lodge, J. (2019). Controlled environment agriculture: Using intelligent systems on the next level. In *Agriculture and Environment Perspectives in Intelligent Systems* (pp. 1–33). IOS Press. <https://doi.org/10.3233/AISE190002>
43. Ashokkumar, K., Chowdary, D. D., & Sree, C. D. (2019, October). Data analysis and prediction on cloud computing for enhancing productivity in agriculture. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 590(1), 012014. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/590/1/012014>
44. Ashcraft, C., & Karra, K. (2021). Machine learning aided crop yield optimization. *arXiv preprint*, *arXiv:2111.00963*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2111.00963>
45. Ali, N., Wahid, A., Shaw, R., & Mason, K. (2024). A reinforcement learning approach to dairy farm battery management using Q learning. *Journal of Energy Storage*, 93, 112031. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2403.09499>
46. Chougule, M. A., & Mashalkar, A. S. (2022). A comprehensive review of agriculture irrigation using artificial intelligence for crop production. In *Computational Intelligence in Manufacturing* (pp. 187–200). <https://doi.org/10.1016/B978-0-323-91854-1.00002-9>
47. Choab, N., Allouhi, A., El Maakoul, A., Kousksou, T., Saadeddine, S., & Jamil, A. (2019). Review on greenhouse microclimate and application: Design parameters, thermal modeling and simulation, climate controlling technologies. *Solar Energy*, 191, 109–137. <https://doi.org/10.1016/j.solener.2019.08.042>
48. Axak, N., Kushnaryov, M., & Shelikhov, Yu. (2024). The intelligent control of the city-farm microclimate based on the Q-learning algorithm. *Advanced Information Technology*, 1(3), 12–24. https://ait.knu.ua/wp-content/uploads/2025/03/%D0%A1%D0%86%D0%A2-132024_28_02_25-13-22.pdf

INTELLIGENT MICROCLIMATE CONTROL SYSTEMS IN
SMART ENVIRONMENTS

Dr.Sci. N. Aksak¹[0000-0001-8372-8432], Ph.D. M. Kushnaryov²[0000-0002-3772-3195],
Yu. Shelikhov³[0009-0009-8970-6571]
Kharkiv National University of Radioelectronics, Ukraine
EMAIL: ¹nataliia.axak@nure.ua, ²maksym.kushnarov@nure.ua,
³yurii.shelikhov@nure.ua

Abstract. *This дослідження addresses the design and deployment of intelligent microclimate control systems across smart environments, including residential/commercial buildings, enclosed industrial spaces, and city-farms. We present a unified Edge–Transport–Cloud architecture with an event-driven data bus, time-series storage, and human–machine interfaces, alongside a multi-agent model that formalizes agent roles (climate, devices, safety, messaging) and safety invariants. The work surveys and integrates AI methods for forecasting and optimization: supervised ML/DL for short-term state prediction and comfort indices (e.g., VPD/PMV), Model Predictive Control (MPC), and Reinforcement Learning (RL), with a focus on Q-learning for policy synthesis under uncertainty. Special attention is given to intelligent ventilation (DCV), energy modeling, and evaluation criteria (tracking accuracy, time-in-band, energy use, reliability). Case studies span smart homes, closed spaces, and city-farms, illustrating how models are embedded into a microservice-based IoT platform and outlining practical deployment issues: sensor calibration, safety wrappers, secure channels (TLS), and human-in-the-loop operation. Overall, the work bridges theory and practice, demonstrating how combining IoT infrastructure with AI enables resilient comfort and resource efficiency.*

Keywords. Intelligent systems; IoT; cloud computing; multi-agent systems; agents; machine learning, distributed computing; Q-learning; controlled environment; microclimate.

UDC 681.5

DOI <https://doi.org/10.36059/978-966-397-538-2-16>

УДОСКОНАЛЕНА ДИНАМІЧНА ПРОГНОЗУЮЧА МОДЕЛЬ
ПРОДУВКИ КИСНЕВОГО КОНВЕРТЕРА

Ph.D. Ю. Маріяш¹[0000-0002-0812-8960], Ph.D. О. Степанець²[0000-0002-0812-8960]
Національний технічний університет України «Київський політехнічний
інститут імені Ігоря Сікорського», Україна
EMAIL: ¹y.mariash@kpi.ua, ²o.stepanets@kpi.ua