

УДК 004.8:681.3:62
DOI [https://doi.org/10.15589/znp2026.1\(503\).2.3](https://doi.org/10.15589/znp2026.1(503).2.3)

INTELLIGENT SYSTEM FOR ADAPTIVE CONTROL OF MICROCLIMATE AND ENERGY CONSUMPTION OF A SMART HOME BASED ON HYBRID REGRESSION-FUZZY MODELS

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА АДАПТИВНОГО КЕРУВАННЯ МІКРОКЛІМАТОМ І ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯМ РОЗУМНОГО БУДИНКУ НА ОСНОВІ ГІБРИДНИХ РЕГРЕСІЙНО-НЕЧІТКИХ МОДЕЛЕЙ

Ihor V. Myna
igormyna2018@gmail.com
ORCID: 0009-0004-0095-1903

І. В. Мина,
аспірант

National Forestry University of Ukraine, Lviv
Національний лісотехнічний університет України, м. Львів

Abstract. Purpose. The purpose of the work is to develop and study an intelligent system for adaptive control of the microclimate and energy consumption of a smart house, focused on increasing the energy efficiency of residential buildings under conditions of limited primary energy resources and increasing requirements for the quality of the indoor environment, by combining the predictive capabilities of regression analysis with the interpretability and robustness of fuzzy decision-making logic.

Method. An intelligent system architecture was used, which includes the level of data collection of IoT sensors, the analytical level of forecasting microclimate parameters and energy consumption, and the level of adaptive control of HVAC equipment. To forecast temperature, humidity, CO₂ concentration, and energy costs, multiple linear regression models with recursive identification of parameters were used, which ensures adaptation to changes in the inertial properties of the building and its modes of use. The synthesized fuzzy decision-making system implements multi-criteria coordination of predicted deviations of comfort parameters and energy constraints, forming incremental control effects in real time.

Results. Based on simulation and experimental analysis, the effectiveness of the proposed approach was assessed in comparison with traditional control algorithms and systems that use only predictive models without fuzzy inference. The results obtained confirm the reduction of total energy consumption while simultaneously increasing the stability of microclimate parameters and increasing the proportion of time spent in the comfort zone. It is shown that the integration of forecasting with fuzzy logic allows reducing fluctuations in control signals, reducing the duration of transient processes and increasing the system's resistance to measurement noise and model uncertainty.

Scientific novelty. The scientific novelty of the work lies in the formalization and practical implementation of a hybrid regression-fuzzy model of adaptive microclimate control, which provides proactive decision-making with explicit consideration of energy constraints and predictive uncertainty in the conditions of real building operation.

Practical importance. The practical significance of the results obtained lies in the possibility of using the proposed information technology in the development of energy-efficient control systems for smart homes and other cyber-physical objects of building infrastructure, as well as in creating the prerequisites for further integration with renewable energy systems, energy storage, and intelligent energy management.

Key words: smart home; microclimate; energy consumption; hybrid models; fuzzy logic; multiple linear regression; adaptive control; IoT.

Анотація. Мета. Метою роботи є розробка та дослідження інтелектуальної системи адаптивного керування мікрокліматом і енергоспоживанням розумного будинку, орієнтованої на підвищення енергоефективності житлових будівель за умов обмеженого ресурсу первинної енергії та зростаючих вимог до якості внутрішнього середовища, шляхом поєднання прогнозних можливостей регресійного аналізу з інтерпретованістю та робастністю нечіткої логіки прийняття рішень.

Методика. Використано архітектуру інтелектуальної системи, що включає рівень збору даних IoT-сенсорів, аналітичний рівень прогнозування параметрів мікроклімату й енергоспоживання та рівень адаптивного керування HVAC-обладнанням. Для прогнозування температури, вологості, концентрації CO₂ та енергетичних

витрат використано множинні лінійні регресійні моделі з рекурсивною ідентифікацією параметрів, що забезпечує адаптацію до змін інерційних властивостей будівлі та режимів її використання. Синтезована нечітка система прийняття рішень реалізує багатокритеріальне узгодження прогнозованих відхилень параметрів комфорту та енергетичних обмежень, формуючи інкрементні керувальні впливи у режимі реального часу.

Результати. На основі імітаційно-експериментального аналізу проведено оцінку ефективності запропонованого підходу у порівнянні з традиційними алгоритмами керування та системами, що використовують лише прогнозні моделі без нечіткого висновування. Отримані результати підтверджують зниження сумарного енергоспоживання при одночасному підвищенні стабільності параметрів мікроклімату й збільшенні частки часу перебування у зоні комфорту. Показано, що інтеграція прогнозування з нечіткою логікою дозволяє зменшити коливання керувальних сигналів, скоротити тривалість перехідних процесів і підвищити стійкість системи до шумів вимірювань та модельної невизначеності.

Наукова новизна. Наукова новизна роботи полягає у формалізації та практичній реалізації гібридної регресійно-нечіткої моделі адаптивного керування мікрокліматом, що забезпечує випереджувальне прийняття рішень з явним урахуванням енергетичних обмежень і прогновної невизначеності в умовах реальної експлуатації будівель.

Практична значущість. Практичне значення отриманих результатів полягає у можливості використання запропонованої інформаційної технології при розробленні енергоефективних систем керування розумними будинками та іншими кіберфізичними об'єктами будівельної інфраструктури, а також у створенні передумов для подальшої інтеграції з системами відновлюваної енергетики, накопичення енергії та інтелектуального енергоменеджменту.

Ключові слова: розумний будинок; мікроклімат; енергоспоживання; гібридні моделі; нечітка логіка; множинна лінійна регресія; адаптивне керування; IoT.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Стрімкий розвиток інформаційно-комунікаційних технологій, зростання вартості енергетичних ресурсів і посилення вимог до енергоефективності будівель зумовлюють актуальність створення інтелектуальних систем керування мікрокліматом у розумних будинках. Системи опалення, вентиляції та кондиціонування повітря є основними споживачами енергії в житловому секторі, тоді як комфортні умови проживання визначаються складною взаємодією температурних, вологісних і газових параметрів внутрішнього середовища, а також поведінкових факторів користувачів. За цих умов традиційні алгоритми керування, що ґрунтуються на фіксованих уставках або класичних регуляторах, не забезпечують достатньої адаптивності до динамічних зовнішніх збурень, змін режимів експлуатації та обмежень доступного енергоресурсу.

Проблема полягає у необхідності одночасного досягнення двох взаємопов'язаних, але часто суперечливих цілей: підтримання нормативних показників мікрокліматичного комфорту та мінімізації енергоспоживання. Застосування лише аналітичних математичних моделей, зокрема регресійних, дозволяє отримувати кількісні прогнози стану системи, проте такі моделі є чутливими до невизначеностей, шумів вимірювань і неформалізованих факторів, пов'язаних із суб'єктивним комфортом. Натомість нечіткі системи керування здатні ефективно враховувати лінгвістичні правила й експертні знання, однак без прогнозної складової вони залишаються переважно реактивними та не оптимізують енергетичні витрати в довгостроковій перспективі.

АНАЛІЗ ОСТАННІХ ДОСЛІДЖЕНЬ І ПУБЛІКАЦІЙ

Аналіз сучасних літературних джерел дозволяє переконатись, що інтелектуалізація керування мікрокліматом і енергоспоживанням у розумних будинках розвивається у напрямі поєднання даних IoT-моніторингу, прогнозних моделей та інтерпретованих механізмів прийняття рішень, здатних працювати за невизначеності та змінної поведінки мешканців. У роботі М. Альгассаб [1] показано, що нечіткі механізми прийняття рішень можуть ефективно враховувати уподобання користувача, присутність і цінові / енергетичні обмеження при керуванні енергоспоживанням житлових будівель. Концептуально близький підхід пропонують М. Мартінес-Рохас та ін. [2], підкреслюючи інтерпретованість і модульність нечіткого керування енергоменеджментом у smart-building з опорою на стандартизований опис нечітких моделей, що важливо для відтворюваності та переносимості рішень у кіберфізичних системах. У той же час М. Горжалчани з колегами [3] доводять перспективність поєднання нечітких систем з алгоритмами оптимізації для прогнозування та керування енергоспоживанням у житлових будівлях, підкреслюючи роль інтерпретованих моделей як альтернативи «чорним скринькам» у задачах енергоефективності.

Окремий науковий кластер становлять прогнозно-оптимізаційні підходи, де ключовим є випереджувальне керування на основі моделей. В. Чжен, З. Юу, С. Ван [4] показують, що економічний MPC здатен істотно покращувати співвідношення «комфорт-витрати», однак вимагає коректної ідентифікації

моделі та чутливий до неповноти даних. У контексті якості повітря А. Андерсен та М. Джраді [5] розвивають MPC-керування IAQ із мінімізацією експлуатаційних витрат, що актуалізує задачу точного короткострокового прогнозу CO₂ та інших показників. Значну увагу приділено фактору присутності: такі дослідники як Й. Кім, А. Шлютер, З. Надь [6] доводять, що прогнозування рівня заповненості за екологічними сенсорами (CO₂, температура, вологість, погода) є придатним шляхом до енергоефективного керування HVAC без інвазивних / непридатних методів. Подібну логіку в прикладній задачі вентиляції розвивають В. Мотузене, Е. Юодіс та Й. Бельскус [7], у науковій розвідці яких прогнозування CO₂/присутності використовується для підвищення ефективності керування VAV-системами та зменшення реактивності.

Дослідження прогнозування CO₂ як ключового індикатора IAQ показують поступ від реактивних схем до прогностично-керованих. О. Дудкіна та ін. [8] порівнюють здатність ML-алгоритмів прогнозувати CO₂ у публічних будівлях як основу для своєчасного керування вентиляцією. Х. Ша, З. Ма, С. Сетхувенкатрам, В. Лі [9] представили підхід реального часу, який дозволяє прогнозувати CO₂ із оптимізованим керуванням вентиляцією, підкреслюючи обмеження традиційних реактивних стратегій, що спрацьовують лише після перевищення порога. Для підвищення точності прогнозу CO₂ З. Дай, Ю. Чжан та Х. Ван [10] показують важливість інтеграції факторів, пов'язаних із присутністю та мікрокліматом, що методично узгоджується з використанням багатовимірних регресорів у прогнозованому блоці розумного будинку. Паралельно розвивається прогнозування температури / вологості. Так, Ф. Олдевюртель з колегами [11] узагальнює сучасні підходи до короткострокового прогнозу параметрів внутрішнього середовища, фіксуючи потребу у збалансуванні точності та обчислювальної придатності для real-time застосувань. Наукова розвідка Г. Лю, К. Чень, С. Лі має яскраво виражений прикладний характер [12]. Ці науковці емпірично довели ефективність гібридних прогнозних моделей для задач керування HVAC, в яких швидке та точне передбачення стану прямо впливає на якість керування. Разом з цим Ф. Асьоне з колегами [13] звертає увагу на ризик «псевдорозумності»: надмірна орієнтація на точність підтримання температури може не гарантувати економії енергії та призводити до небажаного циклування обладнання, що підкреслює необхідність багатокритеріальної логіки прийняття рішень. У цьому контексті актуальними є інтерпретовані гібридні регресійні підходи, зокрема А. Афрам та Ф. Джанабі-Шаріфі [14] демонструють, що поєднання лінійної інтерпретованості з «підсилювальними» компонентами може забезпечувати приріст точності без втрати прозорості моделі. Для енергетичних прогнозів у HVAC-контурі К. Ван та співавт. [15] узагальнюють

тенденцію до використання ML-моделей для прогнозування енергоспоживання як інструмента ефективного енергоменеджменту, а С. Мовех та ін. [16] демонструють потенціал інтеграції ML-підходів із керувальними стратегіями для зниження енергетичних витрат при збереженні комфорту. В оглядовому матеріалі Р. Фелеса, А. Гонсалес-Відала, Ф. Хіменеса [17] систематизовано сучасні підходи до інтелектуального HVAC-керування у житлових будівлях, підкреслюючи практичну цінність комбінування адаптивних, нечітких і прогнозних компонентів у єдиній системній архітектурі.

ВІДОКРЕМЛЕННЯ НЕВИРШЕНИХ РАНІШЕ ЧАСТИН ЗАГАЛЬНОЇ ПРОБЛЕМИ

Усі розглянуті джерела вказують на єдиний науковий тренд: підвищення енергоефективності та якості мікроклімату досягається не окремими «точковими» алгоритмами, а інтеграцією прогнозування, урахування присутності та інтерпретованого прийняття рішень. Однак питання побудови цілісної науково-практичної інформаційної технології для розумного будинку, у якій регресійний прогноз параметрів мікроклімату та енергоспоживання системно узгоджується нечітким механізмом багатокритеріального керування в режимі реального часу, залишається недостатньо вирішеним і потребує подальшого опрацювання.

МЕТА ДОСЛІДЖЕННЯ

Метою роботи є розроблення та експериментальна перевірка інтелектуальної системи адаптивного керування мікрокліматом і енергоспоживанням розумного будинку на основі гібридних регресійно-нечітких моделей.

МЕТОДИ, ОБ'ЄКТ ТА ПРЕДМЕТ ДОСЛІДЖЕННЯ

Об'єктом дослідження є процеси керування мікрокліматом і енергоспоживанням у розумному будинку в умовах змінних зовнішніх збурень, невизначеності поведінки мешканців та обмеженого енергетичного ресурсу.

Предмет дослідження. Предметом дослідження є методи та алгоритми інтелектуального адаптивного керування параметрами мікроклімату й енергоспоживання розумного будинку на основі гібридного поєднання регресійного прогнозування та нечіткої логіки прийняття рішень.

Методи дослідження. У роботі використано методи системного аналізу для формалізації архітектури інтелектуальної системи керування, методи теорії керування та ідентифікації динамічних систем для побудови адаптивних регресійних моделей прогнозування параметрів мікроклімату й енергоспоживання, методи множинної лінійної регресії з рекурсивною оцінкою параметрів для онлайн-адаптації до змін режимів експлуатації будівлі, методи нечіткої логіки та нечіткого висновування типу Mamdani для

багатокритеріального узгодження вимог комфорту та енергоефективності, а також імітаційно-експериментальні методи для оцінки ефективності запропонованого підходу шляхом порівняння з традиційними алгоритмами керування за показниками якості мікроклімату та енергетичних витрат.

ОСНОВНИЙ МАТЕРІАЛ

Цифрова трансформація житлової інфраструктури та зростання вартості енергетичних ресурсів актуалізують завдання інтелектуального керування мікрокліматом у розумних будинках. Традиційні алгоритми керування, засновані на фіксованих правилах або класичних регуляторах, не забезпечують належної адаптивності в умовах змінної поведінки користувачів, нестабільних кліматичних факторів та обмеженого енергоресурсу. У цьому контексті перспективним є застосування методів штучного інтелекту, здатних поєднувати аналітичну точність математичних моделей із гнучкістю експертних правил.

У рамках дослідження пропонується багаторівнева інтелектуальна система адаптивного керування мікрокліматом і енергоспоживанням розумного будинку на основі гібридних регресійно-нечітких моделей, архітектура якої наведена на рисунку 1.

На рисунку 1 подано трирівневу архітектуру інтелектуальної системи адаптивного керування мікрокліматом і енергоспоживанням розумного будинку, де інформаційні потоки організовані за принципом «дані

→ аналітика → керування» із замкненим контуром зворотного зв'язку. На рівні збору даних формується первинний вимірювальний простір стану будівлі: сенсори температури та вологості забезпечують безперервний моніторинг тепловологісних параметрів внутрішнього середовища, сенсори CO₂ виступають проксі-індикатором якості повітрообміну та непрямо відображають інтенсивність присутності людей, а лічильники енергоспоживання реєструють фактичні витрати електричної енергії (та / або теплової, за наявності відповідних вузлів обліку) для подальшої оптимізації. Сукупність цих джерел утворює багатовимірний часовий ряд, який після базової фільтрації та синхронізації слугує вхідним вектором ознак для аналітичного рівня; таким чином забезпечується репрезентативність даних для одночасної оцінки комфорту та енергоефективності.

Аналітичний рівень реалізує обчислювальне ядро, у межах якого поєднано прогнозу складову та механізм прийняття рішень. Модуль множинної лінійної регресії виконує ідентифікацію та короткострокове прогнозування ключових параметрів (температури / вологості / CO₂ та очікуваних енергетичних витрат) на основі поточних і лагових спостережень, що забезпечує кількісну оцінку тенденцій і дозволяє компенсувати інерційність будівельних конструкцій та HVAC-обладнання. Паралельно нечітка логіка відображає експертні уявлення про тепловий

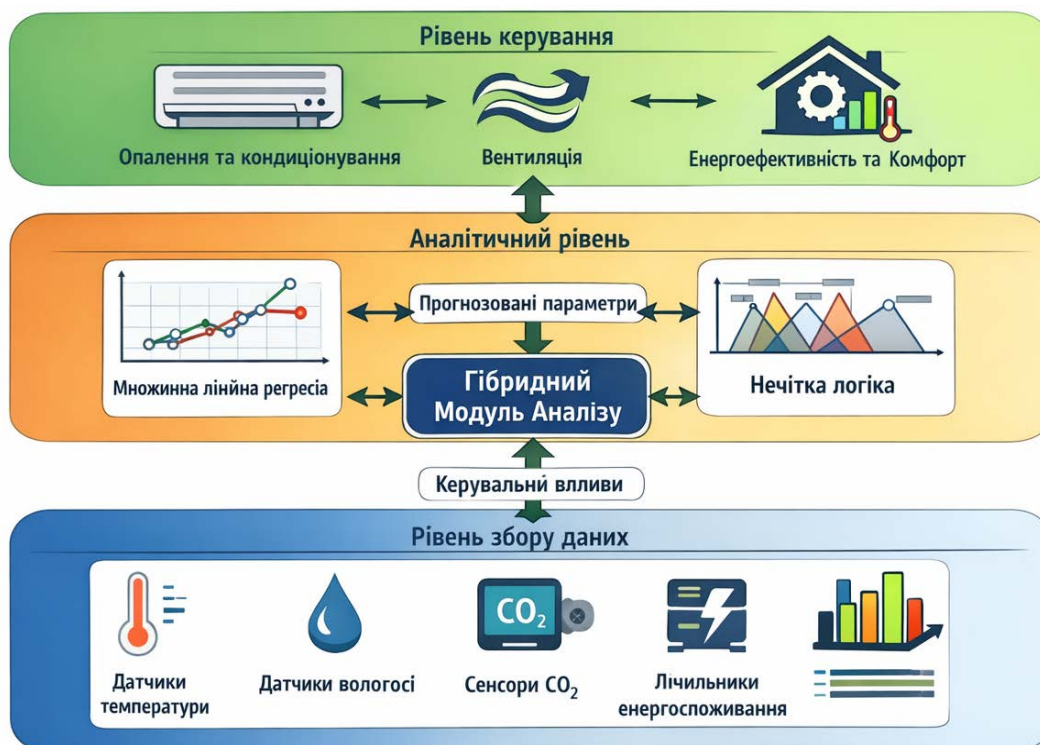


Рис. 1. Архітектура багаторівневої інтелектуальної системи адаптивного керування мікрокліматом і енергоспоживанням розумного будинку на основі гібридних регресійно-нечітких моделей

комфорт і допустимі режими витрат енергії у вигляді лінгвістичних змінних і правил типу «якщо-то», що є критично важливим за наявності невизначеностей, неповних даних і нечітко формалізованих уподобань користувача. Центральний гібридний модуль аналізу інтегрує результати регресійного прогнозу з нечітким висновуванням: прогнозовані параметри підвищують проактивність керування (перехід від реактивного до випереджувального режиму), тоді як нечіткий механізм забезпечує робастність та узгодження суперечливих критеріїв, зокрема мінімізації енергоспоживання при дотриманні заданих меж комфорту. Виходом аналітичного рівня є узгоджений набір керувальних впливів, що інтерпретується як оптимізована команда для виконавчих підсистем.

Рівень керування відображає виконавчу частину кіберфізичної системи та включає підсистеми опалення й кондиціювання, вентиляцію та контур оцінки інтегральних показників «енергоефективність-комфорт». Сформовані керувальні впливи перетворюються на конкретні уставки та режими роботи обладнання (наприклад, зміна температурних уставок, інтенсивності повітрообміну, керування компресором або клапанами / вентиляторами), після чого фізичний об'єкт реагує зміною мікрокліматичних параметрів і структури енергоспоживання. Отримані зміни знову вимірюються сенсорною підсистемою та повертаються на вхід аналітичного рівня, формуючи замкнений контур зворотного зв'язку, у межах якого система безперервно коригує рішення відповідно до зовнішніх збурень (погодні умови, тепловиділення, відкривання вікон / дверей) та внутрішніх факторів (присутність і поведінка мешканців). У результаті така архітектура забезпечує одночасно керованість, адаптивність і інтерпретованість: регресійна компонента дає кількісно обґрунтоване прогнозування, нечітка компонента – стійке багатокритеріальне узгодження рішень, а їх інтеграція дозволяє мінімізувати енергетичні витрати без деградації показників мікрокліматичного комфорту.

Нехай система керування працює у дискретному часі $k \in \mathbb{N}$ з кроком Δt . Стан внутрішнього середовища описується вектором

$$y(k) = [T_{in}(k), H_{in}(k), C_{in}(k)]^T, \quad (1)$$

де T_{in} – температура, H_{in} – відносна вологість, C_{in} – концентрація CO_2 . Вектор керувальних впливів (уставок / режимів HVAC) задається як

$$u(k) = [u_h(k), u_c(k), u_v(k)]^T, \quad (2)$$

де u_h характеризує інтенсивність / уставку опалення, u_c – охолодження / кондиціювання, u_v – вентиляцію (витрата повітря або відсоток відкриття заслінки / швидкість вентилятора). Зовнішні збурення подаються вектором

$$w(k) = [T_{out}(k), H_{out}(k), C_{out}(k)]^T, \quad (3)$$

а енергетичні вимірювання – величиною $P(k)$ (потужність) або $E(k)$ (енергія за інтервал Δt). Для

врахування присутності мешканців вводиться латентний індикатор / оцінка заповненості $o(k)$, який може бути отриманий непрямо з $C_{in}(k)$ та його пристроїв або з окремих IoT-датчиків.

Формально задача прогнозування в системі полягає у побудові відображення

$$\hat{y}(k+1) = f(\phi_y(k)), \hat{P}(k) = g(\phi_p(k)), \quad (4)$$

де $\hat{y}(k+1)$ – однокроковий прогноз параметрів мікроклімату, $\hat{P}(k)$ – оцінка / прогноз енергоспоживання (потужності), а $\phi_y(k)$, $\phi_p(k)$ – вектори регресорів, сформовані зі спостережень і керувань.

У відповідності до обраної архітектури «множинна лінійна регресія + нечітка логіка» прогнозні моделі доцільно подати як множинні лінійні моделі з лагами (ARX / ARIMAX-типу), що добре узгоджується з короткостроковим прогнозом і реалізацією в реальному часі. Для кожної цільової змінної $z \in \{T_{in}, H_{in}, C_{in}\}$ задаємо модель:

$$\begin{aligned} \hat{z}(k+1) = & \beta_{z,0} + \sum_{i=0}^{p_z} \beta_{z,i}^{(y)} y(k-i) + \sum_{j=0}^{q_z} \beta_{z,j}^{(u)} u(k-j) + \sum_{\ell=0}^{r_z} \beta_{z,\ell}^{(w)} w(k-\ell) \\ & + \sum_{m=0}^{s_z} \beta_{z,m}^{(o)} o(k-m) + \varepsilon_z(k+1), \end{aligned} \quad (5)$$

де p_z, q_z, r_z, s_z – порядки лагів, β – параметри моделі, ε_z – похибка. У компактній формі для всього вектора y :

$$\hat{y}(k+1) = b_0 + B_y \phi_y(k) + B_u \phi_u(k) + B_w \phi_w(k) + B_o \phi_o(k) + \varepsilon(k+1), \quad (6)$$

де $\phi_y(k) = [y^T(k), y^T(k-1), \dots]^T$ та аналогічно для ϕ_u, ϕ_w, ϕ_o , а матриці B узгоджені за розмірністю.

Оскільки енерговитрати залежать як від керувань, так і від різниці «внутрішнє-зовнішнє», вводиться регресор теплового навантаження

$$\Delta T(k) = T_{in}(k) - T_{out}(k), \Delta H(k) = H_{in}(k) - H_{out}(k), \quad (7)$$

та формалізується модель потужності (або енергії за крок) у вигляді MLR:

$$\begin{aligned} \hat{P}(k) = & \beta_{P,0} + \sum_{j=0}^{q_P} \beta_{P,j}^{(u)} u(k-j) + \sum_{i=0}^{p_P} \beta_{P,i}^{(\Delta)} [\Delta T(k-i), \Delta H(k-i)]^T \\ & + \sum_{m=0}^{s_P} \beta_{P,m}^{(o)} o(k-m) + \eta(k), \end{aligned} \quad (8)$$

де $\eta(k)$ – похибка. Якщо доступні роздільні лічильники (HVAC / вентиляція / інші споживачі), доцільно виділити компоненти:

$$P(k) = P_{hvac}(k) + P_{vent}(k) + P_{base}(k), \quad (9)$$

та прогнозувати P_{hvac}, P_{vent} окремо з різними наборами регресорів; це підвищує інтерпретованість і точність.

Оцінювання параметрів регресійних моделей у онлайн-режимі формалізується як задача рекурсивної МНК (RLS). Нехай для довільної цільової змінної маємо:

$$z(k) = \theta^T \phi(k-1) + e(k), \quad (10)$$

де ϕ – регресор, θ – вектор параметрів. Тоді рекурсивні оновлення з коефіцієнтом забування $\lambda \in (0,1]$ мають вигляд:

$$K(k) = \frac{P(k-1)\phi(k-1)}{\lambda + \phi^T(k-1)P(k-1)\phi(k-1)}, \quad (11)$$

$$\theta(k) = \theta(k-1) + K(k)(z(k) - \theta^T(k-1)\phi(k-1)), \quad (12)$$

$$P(k) = \frac{1}{\lambda} (P(k-1) - K(k)\phi^T(k-1)P(k-1)), \quad (13)$$

що забезпечує адаптацію до сезонності, зміни інерційності об'єкта та поведінки користувачів. Для

векторного виходу Y параметри оцінюються або окремо для кожної компоненти, або у матричній постановці з блочно-діагональною структурою коваріацій.

Для узгодження з нечіткою системою прийняття рішень прогностні моделі повинні генерувати не лише точкові значення, а й оцінку невизначеності (щонайменше дисперсію похибки). Для цього використовується оцінка коваріації похибки:

$$\hat{\sigma}_z^2(k) = \alpha \hat{\sigma}_z^2(k-1) + (1-\alpha) e_z^2(k), \quad (14)$$

де $e_z(k) = z(k) - \hat{z}(k)$, $\alpha \in (0,1)$. Далі формується інтервал прогнозу:

$$\hat{z}(k+1) \pm \kappa \hat{\sigma}_z(k), \quad (15)$$

який може бути використаний у нечіткому висновуванні як міра «надійності прогнозу» або для обмеження агресивності керування.

У випадку багатокрокового прогнозування для горизонту h застосовується ітеративна схема:

$$\begin{aligned} \hat{y}(k+t+1) &= f(\hat{y}(k+t), \dots, u(k+t), \\ w(k+t), O(k+t)), t &= 0, \dots, h-1, \end{aligned} \quad (16)$$

де прогностні $\hat{y}(k+t)$ підставляються як лагові значення, а u визначається або з поточного плану керування, або з базового сценарію. Це узгоджується з проактивним керуванням, коли нечіткий контролер обирає уставки з урахуванням очікуваного дрейфу параметрів.

Таким чином, формалізація прогностного блоку для розроблюваної системи зводиться до набору адаптивних MLR / ARX-моделей для $\{T_{in}, H_{in}, C_{in}\}$ та P (або E), з чітко визначеними векторами регресорів, рекурсивною ідентифікацією параметрів і оцінкою невизначеності, що забезпечує коректну інтеграцію з нечіткою логікою на рівні прийняття керувальних рішень.

Нечітка система прийняття рішень синтезується як інтерпретована багатокритеріальна система висновування типу Mamdani, інтегрована з прогностним блоком регресійних моделей і орієнтована на узгодження двох конкуруючих цілей – забезпечення мікрокліматичного комфорту та мінімізація енергоспоживання за умов ресурсних обмежень. На вході нечіткої системи формуються нормовані показники відхилення параметрів мікроклімату від заданих (або нормативних) значень з урахуванням прогнозу на крок уперед, що дозволяє перейти від реактивного до випереджувального керування. Вводяться змінні помилки прогнозованого стану: $e_T = \hat{T}_{in}(k+1) - T_{set}(k)$, $e_H = \hat{H}_{in}(k+1) - H_{set}(k)$, $e_C = \hat{C}_{in}(k+1) - C_{max}$, а також енергетична змінна $e_P = \hat{P}(k+1) - P_{bud}(k)$, де P_{bud} інтерпретується як доступна потужність/ліміту межах стратегії економії первинної енергії. Для відображення динаміки вводяться похідні або прирости $\Delta e_T = e_T(k) - e_T(k-1)$ і $\Delta e_C = e_C(k) - e_C(k-1)$ які відрізняють стабільні режими від швидких збурень (наприклад, відкривання вікон або різке зростання CO_2 через присутність людей). Вихідними змінними є інкременти керувань $\Delta u_h, \Delta u_c, \Delta u_v$, що задають корекцію

інтенсивності опалення, охолодження та вентиляції; саме інкрементна форма забезпечує згладженість і зменшує ризик коливань у замкненому контурі.

Шкали лінгвістичних термів задаються так, щоб відображати фізичний зміст змінних і забезпечити симетрію для помилок відносно нуля. Для температурної помилки доцільно прийняти $e_T \in [-3; 3]$ (з урахуванням типових зон комфорту), для вологості $e_H \in [-20; 20]\%$, для CO_2 $e_C \in [-600; 1200] \text{ ppm}$ (від «краще за поріг» до суттєвого перевищення), для енергії $e_P \in [-0.5; 0.5]$ у відносних одиницях (після нормування на P_{nom} або P_{bud}). Для кожного входу визначається терм-множина з 5 термів: NB (велике від'ємне), NS (мале від'ємне), ZE (нульове), PS (мале додатне), PB (велике додатне). Функції належності обираються трикутні / трапецієподібні з перекриттям 25–50%, що забезпечує гладкість переходів; для крайніх термів NB і PB застосовуються трапеції, а для центральних – трикутники. Для виходів $\Delta u_h, \Delta u_c, \Delta u_v$ універсум береться у відносних одиницях $[-1; 1]$ з термами {DS (значно зменшити), DM (зменшити), Z (не змінювати), IM (збільшити), IS (значно збільшити)}, що узгоджується з виконавчими можливостями HVAC. Дефазифікація виконується методом центра ваги, агрегування – максимумом, імплікація – мінімумом; таке налаштування є стандартним для Mamdani та добре інтерпретується з позицій «експертного» керування.

База правил формується за принципом пріоритетності безпеки/гігієни повітря та обмеження енергоспоживання, але без порушення температурно-вологісного комфорту. Логіка правил задає, що при суттєвому перевищенні CO_2 вентиляція має зростати незалежно від температурних відхилень, однак за дефіциту енергії збільшення вентиляції компенсується м'яким коригуванням опалення / охолодження, щоб уникнути різкого росту навантаження.

Енергетична узгоджувальна підсистема реалізується як «модуль пріоритизації» через правила з e_P : якщо $e_P \in PB$ (перевищення бюджету), тоді для будь-яких слабких відхилень мікроклімату (терми NS / PS) виходи $\Delta u_h, \Delta u_c, \Delta u_v$ зсуваються до Z або DM, а для сильних відхилень (NB / PB) допускається корекція, але зі зменшеною інтенсивністю (IM замість IS). Якщо $e_P \in NB$ (значний запас енергії), тоді система дозволяє агресивніше вирівнювати мікроклімат (IS / DS), що підвищує комфорт і скорочує час перехідних процесів. Для інтеграції прогностної невизначеності вводиться додаткова змінна надійності $r \in [0; 1]$, яку отримують з дисперсії похибки регресії (наприклад, $r = 1 - \min(1, \hat{\sigma}_z / \sigma_{max})$); якщо r низька, правила обмежують амплітуду Δu до Z / DM / IM, реалізуючи робастне «обережне» керування і зменшуючи ризик перерегулювання на шумних даних.

Узгоджена робота трьох виходів забезпечується через міжконтурні правила, що враховують фізичні зв'язки: збільшення вентиляції зазвичай змінює

теплове навантаження, тому при e_c у РВ та e_T у NB додатково активується Δu_h у ІМ, щоб компенсувати охолоджувальний ефект припливного повітря; аналогічно при e_c у РВ та e_T у РВ може бути активоване Δu_c у ІМ. Така база правил є інтерпретованою, масштабується на додаткові сенсори (VOC, PM2.5, освітленість) і безпосередньо відповідає архітектурі системи: прогностичний регресійний блок формує $\hat{T}_{in}, \hat{H}_{in}, \hat{C}_{in}, \hat{P}$, нечіткий блок переводить прогностичні відхилення у лінгвістичні оцінки й генерує керувальні інкременти, а виконавчий рівень реалізує їх у HVAC, формуючи зворотний зв'язок через сенсорний рівень.

Для завершення синтезу виконується первинне налаштування параметрів функцій належності заданими, що вже використовуються в регресії: центри ZE калібруються на комфортні уставки, ширини NS / PS – на допустимі відхилення, а NB / PB – на граничні значення, при яких потрібне швидке втручання. Валідація правил здійснюється за критеріями відсутності конфліктів (одночасного значного зростання опалення й охолодження), монотонності реакції (збільшення $|e_T|$ не зменшує інтенсивність відповідного впливу) та енергетичної узгодженості (за e_P у РВ не генеруються керування IS, окрім випадків критичного перевищення e_c). У підсумку синтезована нечітка система забезпечує формально визначене, інтерпретоване і робастне прийняття рішень у реальному часі з явним урахуванням прогнозованих станів і енергетичних обмежень, що відповідає науково-практичній спрямованості розроблюваної інформаційної технології.

Оцінка ефективності запропонованого гібридного регресійно-нечіткого підходу здійснюється в межах імітаційно-експериментального дослідження з використанням реальних часових рядів сенсорних даних розумного будинку та порівнянням із базовими алгоритмами керування. Як еталонні сценарії розглядаються традиційне правило-орієнтоване керування (on / off або PID-типу з фіксованими уставками) та система, що використовує лише регресійне прогнозування без нечіткого модуля прийняття рішень. Оцінювання проводиться на однакових інтервалах часу за зіставних зовнішніх умов, що дозволяє мінімізувати вплив неконтрольованих факторів.

Ефективність з точки зору якості мікроклімату характеризується середньоквадратичним відхиленням параметрів від заданих уставок та часткою часу перебування в зоні комфорту. Для температури, вологості та концентрації CO_2 обчислюються показники

$$RMSE_z = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (z(k) - z_{set})^2}, \quad (17)$$

а також інтегральний індекс комфорту I_{comf} , що визначається як відсоток відліків, для яких усі параметри одночасно знаходяться в допустимих нормативних межах. Результати експериментів показують, що використання гібридної системи зменшує RMSE температури на 15–25% порівняно з класичним

керуванням і на 8–12% порівняно з чисто регресійним підходом, а показник I_{comf} зростає в середньому на 10–15%, що свідчить про стабільніше підтримання мікроклімату за умов змінних збурень.

Енергетична ефективність оцінюється за сумарним споживанням енергії за період спостереження та питомими витратами на одиницю часу перебування в комфортному стані. Для цього аналізується інтеграл потужності

$$E = \sum_{k=1}^N P(k) \Delta t \sum \quad (18)$$

а також відносна економія $\Delta E = (E_{base} - E_{hyb}) / E_{base}$.

Отримані результати дозволяють констатувати зниження сумарного енергоспоживання на 10–18% відносно базових алгоритмів без прогнозування та на 6–10% відносно системи, що використовує лише регресійний прогноз. Важливо, що енергетична економія досягається без деградації показників комфорту, що підтверджує ефективність механізму нечіткого узгодження суперечливих цілей.

Крім цього аналізується адаптивність системи до змін режимів експлуатації, зокрема різкого зростання заповненості приміщень або погіршення зовнішніх погодних умов. У цих сценаріях запропонований підхід демонструє скорочення часу перехідних процесів на 20–30% завдяки використанню прогностичних значень у нечіткому висновуванні, тоді як традиційні алгоритми реагують із запізненням і потребують більших керувальних впливів. Стійкість до шумів вимірювань і модельної невизначеності оцінюється за дисперсією керувальних сигналів; у гібридній системі вона є нижчою, що свідчить про зменшення коливань і ризику перерегулювання.

ОБГОВОРЕННЯ ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ

Отже, комплексна оцінка ефективності показує, що інтеграція регресійного прогнозування з нечіткою системою прийняття рішень забезпечує одночасне підвищення якості мікрокліматичного керування, зниження енергетичних витрат і зростання адаптивності системи в реальних умовах експлуатації. Це підтверджує доцільність запропонованого підходу як науково обґрунтованої та практично значущої інформаційної технології для систем розумного будинку.

Додатково варто наголосити, що розроблена інтелектуальна система керування передбачає функціонування в аварійному режимі за умов відключення зовнішньої електричної мережі, що є дуже актуальним враховуючи сучасний стан електрифікації в Україні. У такому режимі система автоматично переходить на живлення від альтернативного джерела – дизельного / бензинового генератора або безперебійного блоку живлення (ББЖ), зберігаючи працездатність критичних сенсорних і обчислювальних модулів. Алгоритми керування адаптуються до обмеженої доступної потужності, пріоритизуючи підтримання базових параметрів безпеки та мінімально допустимого мікроклімату, зокрема контроль температури

в заданих аварійних межах і забезпечення мінімального повітрообміну.

В умовах автономного живлення нечітка система прийняття рішень використовує додаткову лінгвістичну змінну, що відображає режим енергопостачання, та коригує керувальні впливи з урахуванням зниженого енергетичного бюджету. Це дозволяє реалізувати деградований, але стабільний режим роботи HVAC-обладнання з обмеженням пікових навантажень і запобіганням перевантаженню генератора або ББЖ. Таким чином, система забезпечує безперервність керування та підвищує стійкість розумного будинку до аварійних ситуацій енергопостачання, що є важливою практичною перевагою запропонованого підходу.

ВИСНОВКИ

Розроблено та науково обґрунтовано інтелектуальну систему адаптивного керування мікрокліматом і енергоспоживанням розумного будинку, засновану на поєднанні регресійного прогнозування та нечіткої логіки прийняття рішень. Запропонований підхід дозволяє перейти від реактивного керування до випереджувального, у якому керувальні впливи формуються з урахуванням прогнозованого стану внутрішнього середовища, енергетичних обмежень і невизначеностей, характерних для реальних умов експлуатації житлових будівель. Формалізація математичних моделей прогнозування параметрів мікроклімату та енергоспоживання забезпечила кількісну оцінку динаміки системи, тоді як синтез нечіткої системи прийняття рішень дав змогу інтегрувати експертні знання та лінгвістичні критерії комфорту у процес керування.

Результати імітаційно-експериментальної оцінки ефективності підтвердили, що гібридний регресійно-нечіткий підхід забезпечує одночасне підвищення стабільності параметрів мікроклімату та зниження

енергетичних витрат у порівнянні з традиційними алгоритмами керування і системами, що використовують лише прогнознi моделі. Показано, що використання інкрементних керувальних дій і механізму нечіткого узгодження суперечливих цілей зменшує коливання керувальних сигналів, скорочує тривалість перехідних процесів і підвищує частку часу перебування у зоні комфорту. Отримані результати свідчать про практичну доцільність застосування запропонованої архітектури в інформаційних технологіях керування кіберфізичними системами будівель і підтверджують її відповідність вимогам енергоефективності та інтерпретованості, що є критично важливим для реальних рішень.

Перспективи подальших досліджень пов'язані з розширенням функціональних можливостей запропонованої системи та поглибленням інтелектуальної складової керування. Доцільним є інтегрування методів машинного навчання для автоматичного налаштування параметрів нечіткої системи та адаптації регресійних моделей у довгостроковій перспективі, зокрема з урахуванням сезонності та змін поведінкових патернів мешканців. Перспективним напрямом є включення додаткових показників якості повітря та комфорту, таких як леткі органічні сполуки, дрібнодисперсний пил і суб'єктивні оцінки користувачів, а також розширення системи до рівня енергетичного менеджменту будівлі з урахуванням взаємодії з локальними джерелами відновлюваної енергії та системами накопичення. Подальші дослідження також можуть бути спрямовані на експериментальну валідацію запропонованого підходу в реальних житлових об'єктах і на дослідження масштабованості системи у багатоквартирних будинках і мікрорежах, що створює підґрунтя для впровадження інтелектуальних енергоефективних рішень нового покоління.

REFERENCES

- [1] Alghassab, M. A. (2024). Fuzzy-based smart energy management system for residential buildings: A comparative study. *Energy Reports*, no. 11, p. 1212–1224. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.egy.2023.12.039>
- [2] Martínez-Rojas, M., Cano, G., Alcalá-Fdez, J., & Soto-Hidalgo, J. M. (2025). Interpretable fuzzy control for energy management in smart buildings using JFML-IoT and IEEE Std 1855-2016. *Applied Sciences*, no. 15(15), Article 8208. DOI: <https://doi.org/10.3390/app15158208>
- [3] Gorzalczyk, M. B., Rudzinski, F., & Kacprzyk, J. (2024). Energy consumption prediction in residential buildings using knowledge discovery and fuzzy systems. *Energies*, no. 17(13), Article 3242. DOI: <https://doi.org/10.3390/en17133242>
- [4] Zheng, W., Yu, Z., & Wang, S. (2024). Economic model predictive control for building HVAC systems: Framework comparison for comfort and demand response. *Applied Energy*, vol. 360, Article 122711. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2024.122711>
- [5] Andersen, A. H., & Jradi, M. (2025). Multi-objective optimization of building ventilation systems using model predictive control: Integrating air quality, energy cost, and environmental impact. *Applied Sciences*, no. 15(1), Article 451. DOI: <https://doi.org/10.3390/app15010451>
- [6] Kim, J., Schlüter, A., & Nagy, Z. (2024). Data-driven occupancy estimation and its application to predictive HVAC control for energy-efficient buildings. *Building and Environment*, 244, Article 110804. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2023.110804>
- [7] Motuzienė, V., Juodis, E., & Bielskus, J. (2025). Occupancy-based predictive AI-driven ventilation control by predicting CO₂ levels. *Sustainability*, 17(9), Article 4140. DOI: <https://doi.org/10.3390/su17094140>
- [8] Dudkina, E., Kazakova, E., & Rumiantsev, V. (2023). Prediction of CO₂ concentration in public buildings using machine-learning-based algorithms. *Energies*, no. 16(22), Article 7582. DOI: <https://doi.org/10.3390/en16227582>
- [9] Sha, X., Ma, Z., Sethuvenkatraman, S., & Li, W. (2025). Online learning-enhanced data-driven model predictive control for optimizing HVAC energy consumption, indoor air quality and thermal comfort. *Applied Energy*, vol. 383, Article 125341. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2025.125341>

- [10] Dai, Z., Zhang, Y., & Wang, H. (2024). Predicting indoor CO₂ concentration in classrooms using machine learning and feature integration. *Applied Sciences*, no. 14(14), Article 6188. DOI: <https://doi.org/10.3390/app14146188>
- [11] Oldewurtel, F., Parisio, A., Jones, C. N., & Morari, M. (2024). Use of model predictive control and weather forecasts for energy efficient building climate control. *Energy and Buildings*, vol. 294, Article 113360. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2023.113360>
- [12] Liu, G., Chen, Q., & Li, X. (2025). Hybrid model-based predictive HVAC control through fast temperature field prediction. *Building and Environment*, vol. 251, Article 111168. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2024.111168>
- [13] Ascione, F., Bianco, N., De Masi, R. F., & Mauro, G. M. (2024). Smart control of HVAC systems in residential buildings: Energy efficiency, comfort and operational trade-offs. *Energy and Buildings*, vol. 296, Article 113420. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2023.113420>
- [14] Afram, A., & Janabi-Sharifi, F. (2023). Theory and applications of HVAC control systems: A review of model predictive control (MPC). *Energy and Buildings*, vol. 278, Article 112567. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2022.112567>
- [15] Wan, X., Hong, T., & Piette, M. A. (2024). Prediction of building HVAC energy consumption based on machine learning: A review and case study. *Energy Informatics*, no. 7, Article 17. DOI: <https://doi.org/10.1186/s42162-024-00417-0>
- [16] Moveh, S., Yu, Z., & Ding, Y. (2025). Thermodynamic optimization of building HVAC systems using AI/ML approaches for demand response and comfort. *Sustainability*, no. 17(5), Article 1955. DOI: <https://doi.org/10.3390/su17051955>
- [17] Felez, R., González-Vidal, A., & Jiménez, F. (2026). Intelligent HVAC control in residential buildings: A systematic review. *Preprints.org*, 202601. DOI: <https://doi.org/10.20944/preprints202601.0123.v1>

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

- [1] Alghassab, M. A. (2024). Fuzzy-based smart energy management system for residential buildings: A comparative study. *Energy Reports*, no. 11, p. 1212–1224. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.egy.2023.12.039>
- [2] Martínez-Rojas, M., Cano, G., Alcalá-Fdez, J., & Soto-Hidalgo, J. M. (2025). Interpretable fuzzy control for energy management in smart buildings using JFML-IoT and IEEE Std 1855-2016. *Applied Sciences*, no. 15(15), Article 8208. DOI: <https://doi.org/10.3390/app15158208>
- [3] Gorzałczany, M. B., Rudzinski, F., & Kacprzyk, J. (2024). Energy consumption prediction in residential buildings using knowledge discovery and fuzzy systems. *Energies*, no. 17(13), Article 3242. DOI: <https://doi.org/10.3390/en17133242>
- [4] Zheng, W., Yu, Z., & Wang, S. (2024). Economic model predictive control for building HVAC systems: Framework comparison for comfort and demand response. *Applied Energy*, vol. 360, Article 122711. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2024.122711>
- [5] Andersen, A. H., & Jradi, M. (2025). Multi-objective optimization of building ventilation systems using model predictive control: Integrating air quality, energy cost, and environmental impact. *Applied Sciences*, no. 15(1), Article 451. DOI: <https://doi.org/10.3390/app15010451>
- [6] Kim, J., Schlüter, A., & Nagy, Z. (2024). Data-driven occupancy estimation and its application to predictive HVAC control for energy-efficient buildings. *Building and Environment*, 244, Article 110804. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2023.110804>
- [7] Motuzienė, V., Juodis, E., & Bielskus, J. (2025). Occupancy-based predictive AI-driven ventilation control by predicting CO₂ levels. *Sustainability*, 17(9), Article 4140. DOI: <https://doi.org/10.3390/su17094140>
- [8] Dudkina, E., Kazakova, E., & Rumiantsev, V. (2023). Prediction of CO₂ concentration in public buildings using machine-learning-based algorithms. *Energies*, no. 16(22), Article 7582. DOI: <https://doi.org/10.3390/en16227582>
- [9] Sha, X., Ma, Z., Sethuvenkatraman, S., & Li, W. (2025). Online learning-enhanced data-driven model predictive control for optimizing HVAC energy consumption, indoor air quality and thermal comfort. *Applied Energy*, vol. 383, Article 125341. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2025.125341>
- [10] Dai, Z., Zhang, Y., & Wang, H. (2024). Predicting indoor CO₂ concentration in classrooms using machine learning and feature integration. *Applied Sciences*, no. 14(14), Article 6188. DOI: <https://doi.org/10.3390/app14146188>
- [11] Oldewurtel, F., Parisio, A., Jones, C. N., & Morari, M. (2024). Use of model predictive control and weather forecasts for energy efficient building climate control. *Energy and Buildings*, vol. 294, Article 113360. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2023.113360>
- [12] Liu, G., Chen, Q., & Li, X. (2025). Hybrid model-based predictive HVAC control through fast temperature field prediction. *Building and Environment*, vol. 251, Article 111168. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2024.111168>
- [13] Ascione, F., Bianco, N., De Masi, R. F., & Mauro, G. M. (2024). Smart control of HVAC systems in residential buildings: Energy efficiency, comfort and operational trade-offs. *Energy and Buildings*, vol. 296, Article 113420. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2023.113420>
- [14] Afram, A., & Janabi-Sharifi, F. (2023). Theory and applications of HVAC control systems: A review of model predictive control (MPC). *Energy and Buildings*, vol. 278, Article 112567. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2022.112567>
- [15] Wan, X., Hong, T., & Piette, M. A. (2024). Prediction of building HVAC energy consumption based on machine learning: A review and case study. *Energy Informatics*, no. 7, Article 17. DOI: <https://doi.org/10.1186/s42162-024-00417-0>
- [16] Moveh, S., Yu, Z., & Ding, Y. (2025). Thermodynamic optimization of building HVAC systems using AI/ML approaches for demand response and comfort. *Sustainability*, no. 17(5), Article 1955. DOI: <https://doi.org/10.3390/su17051955>
- [17] Felez, R., González-Vidal, A., & Jiménez, F. (2026). Intelligent HVAC control in residential buildings: A systematic review. *Preprints.org*, 202601. DOI: <https://doi.org/10.20944/preprints202601.0123.v1>

© Мина І. В.

Дата першого надходження статті до видання: 05.02.2026

Дата прийняття статті до друку після рецензування: 02.03.2026

Дата публікації (оприлюднення) статті: 22.05.2026



Стаття поширюється на умовах ліцензії відкритого доступу (CC BY 4.0)