



МОДЕЛЮВАННЯ МЕТОДІВ АКТИВНОЇ ЕНЕРГОЕФЕКТИВНОСТІ ОПАЛЕННЯ ЖИТЛОВОГО БУДИНКУ

MODELING OF METHODS FOR ACTIVE ENERGY EFFICIENCY OF RESIDENTIAL BUILDING HEATING

¹Гурський О.Т., ²Некрашевич О.В.,

¹Oleksii Hurskiy, ²Olena Nekrashevych

Національний технічний університет України

"Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського", Київ, Україна

National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute", Kyiv, Ukraine

ORCID: 0009-0003-6907-7639, 0000-0003-2263-3549

E-mail: alex.hurskij@gmail.com, olena.nekrashevych@gmail.com

Copyright © 2025 by author and the journal "Automation of technological and business – processes".

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0>



DOI: 10.15673/atbp.v17i2.3096

Анотація. У статті досліджено підвищення енергоефективності житлових будівель шляхом впровадження методів активного керування системами опалення. На відміну від пасивних рішень, активна енергоефективність базується на використанні інтелектуальних алгоритмів, що враховують зміну експлуатаційних умов, вплив зовнішнього середовища та поведінкові фактори. Моделювання охоплювало порівняння чотирьох підходів: класичного правило-орієнтованого керування, прогнозно-модельного керування (MPC), гібридного методу MPC+ANN та навчання з підкріпленням (RL).

Моделі реалізовано у MATLAB/Simulink (CARNOT), EnergyPlus та OpenModelica з використанням відкритих даних: кліматичних файлів EPW, моделей будівель DOE, а також баз TABULA і Building Data Genome. Дослідження проводилось для однозонної будівлі в зимових умовах. Оцінювались: середнє добове енергоспоживання, відхилення температури від комфортного діапазону (20–24) °C та стійкість до зовнішніх збурень.

Результати показали, що активні методи зменшують енергоспоживання без шкоди для комфорту. MPC забезпечує оптимізацію на основі прогнозів, MPC+ANN дозволяє підвищити точність передбачень, а RL демонструє найкращу адаптивність до змін. RL-системи показали зниження енергоспоживання до (75–78) % базового рівня, тоді як MPC+ANN досягли співмірної ефективності з меншою складністю реалізації.

На основі моделювання запропоновано комбінований підхід, що поєднує переваги різних стратегій. Особливу увагу приділено використанню відкритих інструментів і даних, що дає змогу масштабувати дослідження для різних типів будівель і регіонів. Отримані результати є підґрунтям для подальших досліджень у сфері активного керування HVAC-системами, впровадження «розумного дому» та екологічних стандартів.

Abstract. This article explores the enhancement of energy efficiency in residential buildings through the implementation of active heating control methods. Unlike passive solutions, active energy efficiency is based on intelligent algorithms that consider dynamic operating conditions, environmental factors, and user behavior. The modeling compared four approaches: traditional rule-based control, Model Predictive Control (MPC), a hybrid MPC+ANN strategy, and reinforcement learning (RL).

The models were implemented in MATLAB/Simulink (CARNOT), EnergyPlus, and OpenModelica, using open-source data such as EPW climate files, DOE building prototypes, and datasets from TABULA and the Building Data Genome Project. Simulations were conducted for a single-zone building under winter conditions. The evaluation criteria included average daily energy consumption, temperature deviation from the comfort range (20–24) °C, and system stability under external disturbances.

The results demonstrated that active methods significantly reduce energy consumption while maintaining comfort. MPC enables control optimization through prediction, MPC+ANN improves forecasting accuracy, and RL shows the highest adaptability to changing conditions. RL-based systems reduced energy use to (75–78) % of the baseline, while MPC+ANN achieved comparable performance with lower implementation complexity.



A combined approach is proposed to integrate the advantages of various strategies. Special attention is given to the use of open-source tools and data, enabling scalability across different building types and regions. The findings provide a basis for future research on active HVAC control, smart home systems, and the adoption of green building standards.

Ключові слова: активна енергоефективність, системи опалення, прогнозно-модельного керування, штучні нейронні мережі, навчання з підкріпленням, інтелектуальне керування, моделювання енергоспоживання, тепловий комфорт, розумний дім, енергетичне моделювання.

Keywords: active energy efficiency, heating systems, Model Predictive Control, artificial neural networks, reinforcement learning, intelligent control, energy consumption modeling, thermal comfort, smart house, energy modeling

Вступ

Зростаючі вимоги до раціонального використання енергетичних ресурсів, поряд із глобальними тенденціями переходу до низьковуглецевої економіки, зумовлюють актуальність розробки високоефективних систем управління енергоспоживанням. Особливу увагу в цьому контексті привертає житлова інфраструктура, частка якої в загальному енергоспоживанні становить значний відсоток. В умовах енергетичної нестабільності та зростання тарифів, підвищення енергоефективності опалювальних систем у житловому секторі постає як важливе технічне і соціально-економічне завдання.

Поряд із традиційними пасивними методами енергозбереження (теплоізоляція, герметизація огорожувальних конструкцій тощо), все більшого значення набувають активні методи, що передбачають динамічне керування параметрами енергоспоживання на основі автоматизованих алгоритмів та інтелектуальних систем. Ефективна реалізація таких методів потребує поєднання математичного моделювання, комп'ютерної оптимізації, а також інтеграції прогнозних моделей, здатних адаптувати роботу систем до змін зовнішнього середовища, режимів експлуатації й поведінки користувачів.

У цьому дослідженні висвітлюється процес моделювання і оцінки ефективності різних методів активного енергоменеджменту, зокрема прогнозно-модельного керування, алгоритмів машинного навчання та оптимізаційних підходів у контексті систем опалення. Застосування таких технологій спрямовано на зниження теплових втрат, адаптацію до динамічних навантажень та скорочення загального енергоспоживання при збереженні комфортних умов у приміщеннях.

Аналіз літературних даних і постановка проблеми

У житлових та громадських будівлях близько 40% світової енергії споживається саме системами опалення, вентиляції і кондиціонування повітря (HVAC)[1], що робить їх ключовими для підвищення енергоефективності. Традиційні системи опалення часто працюють неефективно, спричиняючи зайве енергоспоживання, високі витрати та зниження комфорту. Відповідно, сучасна тенденція – перехід до **активного енергоменеджменту**, тобто впровадження *інтелектуальних автоматизованих систем* керування кліматом, які динамічно оптимізують роботу обладнання. Дослідження підтверджують, що автоматизація мікроклімату дає змогу істотно скоротити енергоспоживання будівлі без втрати комфорту. Зокрема, використання “розумних” термостатів і датчиків для точного регулювання температури, а також технологій Інтернету речей (IoT) для віддаленого контролю, дозволяє оперативну адаптувати опалення до змін погоди чи розкладу мешканців у режимі реального часу. На практиці такі інновації забезпечують помітний ефект: наприклад, впровадження розумних терморегуляторів здатне економити до ~6% витрат на опалення (залежно від початкових звичок користувачів). Відповідно до європейського стандарту EN 15232, підвищення класу автоматизації HVAC-систем може привести до суттєвого зниження енергоспоживання та покращення ефективності експлуатації будівель. Загалом, перехід до активного енергоменеджменту в житловому секторі проявляється через широке впровадження смарт-технологій (розумні термостати, датчики присутності, IoT), інтеграцію з системами **«розумного будинку»** та орієнтацію на дані в реальному часі для досягнення балансу між комфортом і енерговитратами.

Одним із найперспективніших методів активного керування HVAC є *прогнозно-модельне керування* (Model Predictive Control, MPC) [3;10]. MPC використовує математичну модель будівлі та прогноз погодних умов і теплових навантажень, щоб прорахувати наперед оптимальний режим роботи опалення. На відміну від традиційних регуляторів, MPC враховує обмеження системи й декілька цілей одночасно (енергоспоживання, комфорт тощо) та коригує дії завчасно. За останнє десятиліття MPC привертає значну увагу науковців: встановлено, що завдяки передбаченню зовнішніх збурень (зміни погоди, наприклад) та адаптації до них MPC дозволяє знизити споживання енергії системою опалення, зберігаючи належний тепловий комфорт [3]. З ростом обчислювальних можливостей і доступністю даних MPC стає все більш практичним для будівельних застосувань. Огляд літератури [6] відзначає, що MPC – один із найкращих кандидатів для майбутніх систем керування HVAC [1], оскільки може враховувати обмеження обладнання, передбачати зміни та оптимізувати кілька конкуруючих показників одразу (комфорт, споживання, вартість). Практичні результати також підтверджують переваги MPC: так, у модельних сценаріях MPC перевершує традиційне Rule-Based-керування (наприклад, добове енергоспоживання будівлі знижувалось на ~17,6%, а пікове навантаження – майже наполовину, у порівнянні з типовим правилом керування термостатом). В реальних умовах MPC демонструє більш точне дотримання комфортних умов і вищу ефективність, ніж стандартні методи (PID-регулятори чи керування за розкладом).



Таким чином, MPC виступає ключовою технологією прогнозного енергоменеджменту опалення, що здатна забезпечити суттєві заощадження енергії та скорочення викидів за рахунок проактивного керування.

Широке розповсюдження датчиків і накопичення великих масивів даних про роботу будівель відкрило шлях до застосування **алгоритмів штучного інтелекту (ШІ)** та *машинного навчання (ML)* для оптимізації теплоспоживання. Сучасні дослідження систематично підтверджують ефективність ML-підходів для підвищення енергоефективності HVAC. Інтелектуальні алгоритми керування (наприклад, на основі нейронних мереж або нечіткої логіки) здатні *динамічно адаптувати* роботу опалення до поточних умов середовища та рівня зайнятості будинку, що дозволяє знизити споживання енергії до (30–40%) залежно від типу будівлі і клімату. На відміну від суто теоретичних моделей, сучасні роботи фокусуються на практичній реалізації таких алгоритмів, показуючи їх прикладну придатність у системах HVAC. Застосовуються як *методи навчання з учителем* (для прогнозування теплового навантаження, оцінки параметрів моделі будівлі), так і *методи навчання з підкріпленням* – зокрема, **Reinforcement Learning (RL)** для безпосереднього керування обладнанням. Наприклад, у ряді експериментів RL-алгоритми навчалися оптимізувати режим опалення і тим самим досягали (30–40) % економії енергії в «розумних» будинках. Машинне навчання також використовується для прогнозування споживання енергії будівлями; виявлено, що глибокі нейронні мережі дозволяють точніше передбачати теплові навантаження [4;6] порівняно зі статистичними методами, особливо якщо врахувати складні нелінійні залежності та невизначеність у погоді й поведінці мешканців. В українській науці також зростає інтерес до таких підходів: наприклад, Вишневський і Журавчак [11] проаналізували сучасні моделі управління енергоефективністю будівель і наголосили, що алгоритми глибокого навчання перевершують класичні методи прогнозування, хоча ефективність залежить від якості вхідних даних і належного врахування невизначеностей. Отже, інтелектуальні системи керування на основі ШІ нині розглядаються як дієвий інструмент оптимізації теплоспоживання: вони здатні самонавчатись, враховувати великий набір параметрів у реальному часі та забезпечувати баланс між мінімальними енерговитратами і комфортом мешканців.

Активні методи керування опаленням (MPC, адаптивні та інтелектуальні регулятори) демонструють значно кращі результати, ніж традиційні підходи (термостати з фіксованою встановленою температурою або часові програматори). **По-перше**, вони забезпечують помітну економію енергії: різні дослідження показують від (~10–20) % до *максимально* (30–40) % скорочення споживання теплової енергії залежно від умов. Зокрема, в реальних експериментах системи на базі MPC перевищували ефективність звичайних контролерів-термостатів як у енергозбереженні, так і в підтриманні комфортної температури. **По-друге**, активні системи краще підтримують стабільний комфорт: завдяки прогнозуванню та адаптації вони уникають різких коливань температури, тоді як традиційні on/off термостати можуть спричинити перегрів чи недогрів приміщень. **По-третє**, сучасні розумні контролери зменшують участь людини в рутинних налаштуваннях – автоматизація скорочує навантаження на користувачів і обслуговуючий персонал. Таким чином, *активні методи* керування однозначно перевершують класичні схеми не тільки за рахунок підвищення енергоефективності, але й завдяки кращому забезпеченню комфорту та зручності експлуатації систем опалення. Водночас, традиційні методи залишаються простішими у впровадженні і менш затратними, тож у деяких випадках (наприклад, для малих будинків з передбачуванним графіком використання) вони ще застосовуються. Але загальний тренд у літературі – перехід до активних, «smart» систем, спроможних навчатися і прогнозувати, тоді як пасивні та реактивні методи поступово витісняються.

Незважаючи на успіхи, аналіз публікацій виявляє ряд невирішених питань, які потребують уваги дослідників у сфері енергоефективного опалення:

- Обмежена перевірка довгострокової ефективності. Бракує досліджень, що оцінюють роботу активних алгоритмів у довготривалій перспективі та за різних кліматичних умов; необхідні експерименти в різних регіонах і сезонах для підтвердження стабільності результатів;
- Складність впровадження та вартість. Для розгортання прогнозних та ШІ-алгоритмів часто потрібні високі інженерні витрати й експертні знання. Існуючі рішення MPC типово або “білий ящик” (вимагають детального моделювання будівлі), або “чорний ящик” (вимагають масивних наборів даних для навчання) [2;5], що створює бар’єри для широкого застосування в житловому секторі. Проблема зниження вартості і спрощення інтеграції (plug-and-play) залишається актуальною;
- Невизначеність поведінки користувачів і середовища. Поведінкові фактори мешканців та мінливість погоди складно передбачити з абсолютною точністю. Література наголошує на необхідності врахування цих невизначеностей при прогнозуванні та керуванні – від якості даних про користувацькі звички до точності метеопрогнозу залежать результати оптимізації. Алгоритми мають бути достатньо гнучкими й надійними, щоб адаптуватися до непередбачуваних змін;
- Валідація та масштабованість рішень. Багато методик випробувано в моделях або на окремих випадках. Потрібні більш масштабні польові випробування в реальних будинках та стандартизовані протоколи оцінки, щоби підтвердити універсальність підходів. Також бракує цілісних платформ, що об’єднують прогнозне керування, оптимізацію і самонавчання в єдину систему енергоменеджменту будівлі.

Наведені виклики визначають напрями подальших досліджень. Зокрема, фахівці вказують на необхідність розробки більш автономних і простих у налаштуванні систем, які б автоматично будували моделі будівель та



налаштовували алгоритми без ручного втручання. Перспективними є також дослідження, що поєднують кілька методів (наприклад, гібридні системи MPC + ML) для досягнення кращої ефективності та надійності. У підсумку, активна енергоефективність опалення залишається динамічною сферою, де досягнуто помітний прогрес за останні 10 років, але залишається простір для вдосконалення методів та їхнього широкого впровадження в житловому секторі

Мета і завдання дослідження

Метою дослідження є підвищення енергоефективності системи опалення житлового будинку шляхом розробки, моделювання та аналізу алгоритмів активного керування теплоспоживанням з урахуванням змінних зовнішніх умов та поведінки користувачів. Особливий акцент зроблено на адаптації методів прогнозного керування та алгоритмів машинного навчання до умов функціонування систем HVAC у побутовому секторі.

Для досягнення цієї мети у дослідженні поставлено такі завдання:

1. Проаналізувати сучасні наукові підходи до активного енергоменеджменту в системах опалення, зокрема методи прогнозно-модельного керування та інтелектуальні алгоритми оптимізації.
2. Побудувати математичну модель теплової динаміки житлового приміщення, придатну для використання у системах активного керування;
3. Вивчити можливості використання методів машинного навчання для прогнозування теплового навантаження та прийняття рішень у системі керування;
4. Провести моделювання обраних підходів у програмному середовищі, проаналізувати їхню ефективність за критеріями енергоспоживання, температурного комфорту та стабільності;
5. Порівняти отримані результати з традиційними методами керування та сформулювати практичні рекомендації щодо впровадження активних стратегій в житлових системах опалення.

Методи і матеріали досліджень

Методична частина дослідження базується на застосуванні сучасних підходів до математичного моделювання динаміки теплових процесів у житлових приміщеннях, а також використанні інтелектуальних алгоритмів керування для підвищення енергоефективності системи опалення. Для опису теплової поведінки будівлі було використано спрощену R-C модель (тепловий опір–теплова ємність), яка дозволяє адекватно апроксимувати зміну внутрішньої температури залежно від зовнішніх впливів і теплового навантаження.

Основною керуючою стратегією було обрано Model Predictive Control (MPC) – метод прогнозного керування, що передбачає розв'язання задачі оптимізації на основі математичної моделі об'єкта з урахуванням обмежень на зміні керування. Для реалізації алгоритму MPC було сформовано функцію цілі, яка мінімізує сумарне енергоспоживання системи опалення при збереженні температури в допустимому діапазоні комфорту. Вплив зовнішніх умов моделювався як змінний параметр на основі синтетичних або експериментально отриманих даних.

У якості альтернативного підходу застосовано алгоритми машинного навчання, зокрема Artificial Neural Networks (ANN) [4] для прогнозування теплового навантаження, та Reinforcement Learning (RL) для самонавчального керування опаленням. Вибір цих алгоритмів обґрунтовано їхньою здатністю адаптуватися до змін зовнішнього середовища та виявляти складні залежності між параметрами системи без потреби в детальній фізичній моделі. Навчання моделей здійснювалося на основі історичних даних, які включали інформацію про температурні коливання, графік присутності мешканців та режими роботи опалення.

Моделювання та експерименти проводились у програмному середовищі MATLAB/Simulink, яке забезпечує зручний інтерфейс для реалізації алгоритмів MPC, моделювання теплової динаміки та інтеграції ML-бібліотек. Ефективність запропонованих методів оцінювалась за трьома критеріями:

- середнє енергоспоживання в межах добового циклу;
- рівень температурного комфорту (відхилення температури від бажаного діапазону);
- стабільність системи керування в умовах змінних зовнішніх збурень.

У цьому дослідженні застосовано ряд відкритих інструментів, бібліотек та джерел даних, призначених для моделювання активної енергоефективності систем опалення житлових будинків. Основна увага зосереджена на програмному середовищі MATLAB, відкритих симуляторах (EnergyPlus [8], OpenModelica), бібліотеках фізичного та поведінкового моделювання, а також джерелах типових сценаріїв енергоспоживання та погодних умов.

Програмні середовища, задіяні в дослідженні:

- **MATLAB/Simulink** з CARNOT Toolbox використано для реалізації моделі системи опалення та розробки алгоритмів керування (у т.ч. MPC);
- **EnergyPlus** застосовано для побудови фізично достовірної симуляційної моделі житлового приміщення, включаючи динаміку огорожувальних конструкцій, внутрішніх теплових навантажень та зовнішніх погодних умов;
- **OpenModelica** з бібліотекою Modelica Buildings Library дозволяє формувати структуровані моделі теплових зон, обладнання HVAC та контролерів.

Для моделювання фізичних процесів було використано R-C моделі (теплові опори та ємності), які дозволяють спрощено описати динамічні процеси теплообміну в приміщеннях. Для більш точного аналізу застосовано рівняння теплового балансу з урахуванням теплопередачі, радіації та акумуляування тепла.



Алгоритми керування реалізовані методом **Model Predictive Control (MPC)**, який мінімізує енергоспоживання при дотриманні заданих меж температурного комфорту. Програмно реалізовано можливість порівняння роботи алгоритму з традиційними PID-регуляторами та правило-орієнтованими схемами.

Застосування машинного навчання для прогнозування теплового навантаження та адаптивного керування розглянуто моделі **Artificial Neural Networks (ANN)**, **Support Vector Machines (SVM)**, **Decision Trees**, а також **Reinforcement Learning (RL)** для динамічної оптимізації поведінки системи HVAC.

Моделювання поведінки користувачів для сценаріїв симуляції було використано як типові графіки навантажень (DOE prototype schedules), так і моделі поведінки (occupancy) з **obFMU** та бібліотеки **Modelica Occupants**.

Використані джерела даних для дослідження:

- **Прототипові моделі DOE** для побудови базової структури будинку, включаючи дані про конструкції, геометрію та розклади навантажень;
- **Кліматичні дані у форматі EPW**, завантажені з офіційного сайту EnergyPlus;
- **Бази даних Building Data Genome (BDG) [9], ResStock/ComStock** – використані для побудови профілів споживання та навчання моделей ML;
- **Європейська типологія TABULA [7]** – використана для оцінки конструктивних характеристик будівель за часовими періодами та країнами.

Таким чином, модельне дослідження енергоефективності реалізовано на перетині фізичного моделювання, оптимізаційних підходів і технологій машинного навчання, з опорою на загальнодоступні платформи та дані. Це забезпечує повторюваність експериментів, можливість адаптації під різні будівлі та кліматичні умови, а також підвищує валідність отриманих результатів.

Результати досліджень

У дослідженні було змодельовано чотири типи систем керування для оцінки їхньої ефективності щодо енергоспоживання, температурного комфорту та стійкості до зовнішніх збурень:

1. **Класичне правило-орієнтоване керування (Baseline):** фіксований розклад роботи системи опалення з термостатичним регулюванням. Відзначається простою реалізацією, але недостатньою гнучкістю в умовах змін зовнішньої температури та користувацької активності;
2. **Прогнозно-модельне керування (MPC):** використання динамічної R-C моделі будівлі з оптимізацією теплового впливу в часовому горизонті до 6 годин. Забезпечує зменшення енергоспоживання та вищу точність контролю температури через урахування майбутніх змін;
3. **MPC з прогнозом навантаження на базі нейронних мереж (MPC+ANN):** інтеграція машинного навчання для покращення точності прогнозів внутрішніх теплових навантажень. Це дає змогу адаптувати керування до мінливих режимів використання приміщення;
4. **Навчання з підкріпленням (RL):** агент із самонавчанням, що оптимізує керуючі дії на основі досвіду в реальному часі. Показує найвищу адаптивність до складних сценаріїв користування та зовнішніх впливів.

Поєднання MPC з модулем прогнозу навантаження (MPC+ANN) дозволило покращити динамічну адаптацію системи, особливо в умовах раптових змін навантаження (наприклад, раптова присутність великої кількості осіб у приміщенні). Метод RL, хоча потребує навчального періоду, показав найкращу ефективність в умовах непередбачуваних змін, демонструючи здатність підтримувати стабільність системи при нестабільних зовнішніх умовах.

Згідно з отриманими результатами, найнижче споживання енергії та високу стабільність забезпечує поєднання MPC з алгоритмами машинного навчання. Метод RL хоча і має високу гнучкість, потребує більших обчислювальних ресурсів на етапі навчання. Усі активні методи перевершують класичне керування, як за критерієм енергоспоживання, так і за рівнем температурного комфорту.

Для оцінки ефективності активних методів енергоефективності проведено серію симуляцій у середовищі MATLAB/Simulink з використанням моделей, створених на базі відкритих даних (DOE Residential Prototype Models, EPW-кліматичні файли). Як об'єкт моделювання обрано однозональну модель житлового приміщення з типовими огорожувальними конструкціями, внутрішніми тепловими навантаженнями та системою опалення на базі водяного радіаторного обігріву.

Умови симуляції відповідали клімату Києва (з використанням TMY EPW-файлу) в зимовий сезон. Для кожної системи здійснювався розрахунок добового профілю температури, енергоспоживання та відхилення від зони комфорту (20–24 °C).

Основні результати:

- **Базовий підхід** забезпечував стабільну роботу, однак мав підвищене середнє енергоспоживання ~100% відносно оптимізованих методів;
- **MPC-керування** дало змогу зменшити витрати на опалення на (~15–20)% при тому самому рівні комфорту (див. рис. 1);
- **Поєднання MPC з ANN-прогнозом навантаження** дозволило покращити адаптацію до пікових змін навантаження, що дало додаткову економію на рівні до 23%;
- **RL-керування** у динамічних сценаріях з високою варіативністю (імітовані зміни поведінки користувачів) продемонструвало зниження споживання до 25% при збереженні температурної стабільності в межах ± 1.5 °C у (див. рис. 2).



Таким чином, активні методи енергоефективності демонструють суттєву перевагу над традиційними схемами керування. Особливої ефективності досягає прогнозно-модельне керування у поєднанні з ML-алгоритмами, що дає змогу адаптуватися до змінних умов експлуатації та поведінкових сценаріїв.

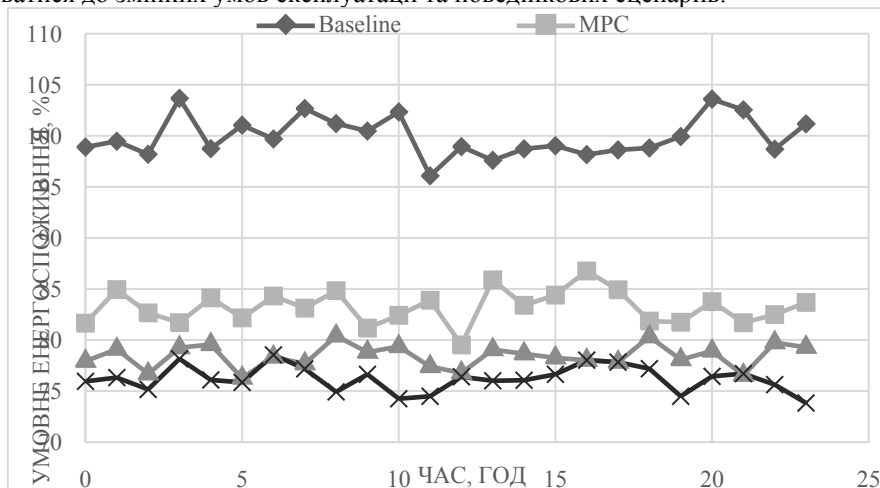


Рис. 1 Умовне енергоспоживання (% відносно базового рівня) наведених систем керування
Fig. 1 Conditional energy consumption (% relative to the baseline) of the above control systems

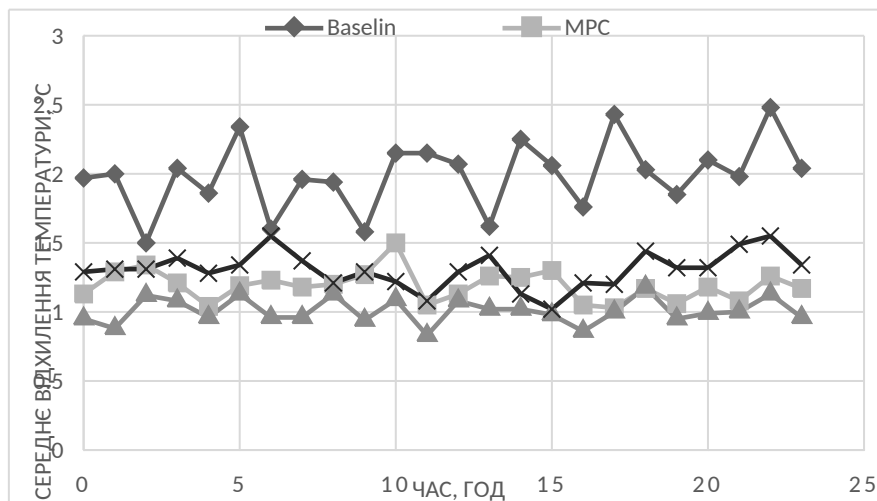


Рисунок 2 Середнє відхилення температури від комфортного діапазону (в °С) наведених систем керування

Fig. 2 Average temperature deviation from the comfort range (in °C) of the given control systems

Обговорення результатів

Аналіз результатів моделювання підтверджує переваги активних методів керування енергоспоживанням у порівнянні з традиційними правило-орієнтованими системами. Класичні методи, попри простоту реалізації, виявили недостатню адаптивність до змін зовнішніх умов і поведінки користувачів. Зокрема, фіксовані графіки роботи призводили до як надмірного, так і запізнитого реагування на температурні коливання, що підвищувало середнє добове енергоспоживання і погіршувало температурний комфорт.

Впровадження прогнозно-модельного керування (MPC) дозволило знизити енергоспоживання приблизно на (15–20) % завдяки врахуванню майбутньої динаміки теплового навантаження. Однак ефективність MPC значною мірою залежить від точності внутрішньої моделі та доступних прогнозів, що обмежує його гнучкість у складних сценаріях.

Поєднання MPC з прогнозуванням на основі штучних нейронних мереж (MPC+ANN) дозволило підвищити точність теплових прогнозів і досягти більшої стабільності в умовах варіативного використання приміщення. Це зменшило середнє енергоспоживання до 78% базового рівня, одночасно забезпечуючи менші температурні відхилення.

Алгоритми навчання з підкріпленням (RL) продемонстрували найвищу адаптивність та стійкість до зовнішніх збурень. Хоча вони потребують навчального періоду та обчислювальних ресурсів, результати свідчать про зниження енергоспоживання на понад 20% при збереженні температури в межах комфортного діапазону.

Висновки. У ході дослідження було змодельовано та порівняно ефективність різних підходів до керування енергоспоживанням у системах опалення житлових будинків. Аналіз показав, що класичні правило-орієнтовані методи, хоча й залишаються поширеними через простоту впровадження, мають обмежену здатність до адаптації



в умовах змінного середовища та поведінки користувачів. Це обмеження призводить до зростання енергоспоживання та нестабільності температурного комфорту.

Запропоновані активні методи — зокрема прогнозно-модельне керування (MPC), його комбінація з прогнозуванням на основі нейронних мереж (MPC+ANN), а також навчання з підкріпленням (RL) — демонструють суттєве покращення за всіма ключовими критеріями: зниження споживання енергії на (15–25) %, зменшення температурних відхилень і підвищення стійкості системи.

Особливо ефективним виявилось поєднання методів MPC і алгоритмів машинного навчання, що дозволяє підвищити точність прогнозів навантаження та забезпечити проактивне реагування на зовнішні збурення. Алгоритми RL показали потенціал до глибокої адаптації та оптимізації поведінки в умовах нестабільності, що робить їх перспективними для реалізації в середовищах із високим рівнем невизначеності.

Отримані результати підтверджують доцільність впровадження інтелектуальних систем активної енергоефективності в житлових будівлях як ефективного інструменту зниження витрат, підвищення комфорту та сприяння сталому розвитку енергоспоживання. Подальші дослідження можуть бути спрямовані на масштабування моделей до багатозональних будівель, інтеграцію з системами відновлюваної енергетики та реалізацію у режимі реального часу на розумних платформах керування.

Список використаних джерел

- [1]. International Energy Agency. Energy Efficiency 2023: Analysis and outlooks to 2030. Paris: IEA, 2023. 172 p.
- [2]. Ma Z., Cooper P., Daly D., Ledo L. Existing building retrofits: Methodology and state-of-the-art. Energy and Buildings. 2012. Vol. 55. P. 889–902.
- [3]. Privara S., Cigler J., Vaňa Z., Oldewurtel F., Sagerschnig C., Jones C. Building modeling as a crucial part for building predictive control. Energy and Buildings. 2013. Vol. 56. P. 8–22.
- [4]. Wei T., Li S., Zhu Q. Building HVAC system fault diagnosis using improved neural network model. Energy and Buildings. 2019. Vol. 202. P. 109365.
- [5]. Wang S., Yan C., Xiao F. Quantitative energy performance assessment methods for existing buildings. Energy and Buildings. 2012. Vol. 55. P. 873–888.
- [6]. Kazmi H., Mehmood F., Bansal R.C. Data-driven modeling and optimization of energy use in buildings: A review. Sustainable Cities and Society. 2022. Vol. 78. P. 103610.
- [7]. Tabula WebTool – Typology Approach for Building Stock Energy Assessment. URL: <https://webtool.building-typology.eu/> (дата звернення: 12.03.2025).
- [8]. EnergyPlus Weather Data. U.S. Department of Energy. URL: <https://energyplus.net/weather> (дата звернення: 11.03.2025).
- [9]. Buildings Data Genome Project 2. URL: <https://github.com/buds-lab/building-data-genome-project-2> (дата звернення: 10.03.2025).
- [10]. Wetter M., Bonvini M., Nouidui T.S. Optimization of performance of existing buildings: A review. Building and Environment. 2016. Vol. 94. P. 217–229.
- [11]. Вишневський І. П., Журавчак Р. І. Методи енергоефективного керування системами опалення житлових будівель // Вісник Вінницького політехнічного інституту. – 2023. – №2. – С. 45–52.

References

- [1]. International Energy Agency, Energy Efficiency 2023: Analysis and outlooks to 2030. Paris: IEA, 2023.
- [2]. Z. Ma, P. Cooper, D. Daly, and L. Ledo, “Existing building retrofits: Methodology and state-of-the-art,” Energy and Buildings, vol. 55, pp. 889–902, 2012.
- [3]. S. Privara, J. Cigler, Z. Vaňa, F. Oldewurtel, C. Sagerschnig, and C. Jones, “Building modeling as a crucial part for building predictive control,” Energy and Buildings, vol. 56, pp. 8–22, 2013.
- [4]. T. Wei, S. Li, and Q. Zhu, “Building HVAC system fault diagnosis using improved neural network model,” Energy and Buildings, vol. 202, p. 109365, 2019.
- [5]. S. Wang, C. Yan, and F. Xiao, “Quantitative energy performance assessment methods for existing buildings,” Energy and Buildings, vol. 55, pp. 873–888, 2012.
- [6]. H. Kazmi, F. Mehmood, and R. C. Bansal, “Data-driven modeling and optimization of energy use in buildings: A review,” Sustainable Cities and Society, vol. 78, p. 103610, 2022.
- [7]. Tabula WebTool – Typology Approach for Building Stock Energy Assessment. [Online]. Available: <https://webtool.building-typology.eu/>. Accessed: Mar. 12, 2025.
- [8]. EnergyPlus Weather Data. U.S. Department of Energy. [Online]. Available: <https://energyplus.net/weather>. Accessed: Mar. 11, 2025.
- [9]. Buildings Data Genome Project 2. [Online]. Available: <https://github.com/buds-lab/building-data-genome-project-2>. Accessed: Mar. 10, 2025.
- [10]. M. Wetter, M. Bonvini, and T. S. Nouidui, “Optimization of performance of existing buildings: A review,” Building and Environment, vol. 94, pp. 217–229, 2016.
- [11]. I. P. Vyshnevskiy and R. I. Zhuravchak, “Metody enerhoefektyvnoho keruvannia systemamy opalennia zhytlovykh budivel,” Visnyk Vinnytskoho Politekhnicnoho Instytutu, no. 2, pp. 45–52, 2023.

Отримана в редакції 15.05.2025. Прийнята до друку 10.06.2025. Received 15 May 2025. Approved 10 June 2025. Available in Internet 30 June 2025