

**Здоренко С.С.**<https://orcid.org/0009-0003-7028-7203>

Національний технічний університет

України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

**Черепанська І.Ю.**<https://orcid.org/0000-0003-0741-7194>

Національний технічний університет

України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

## СИСТЕМА MPC-КЕРУВАННЯ ТЕМПЕРАТУРОЮ ПОВІТРЯ В БУДІВЛЯХ З АДАПТАЦІЄЮ МАТЕМАТИЧНОЇ МОДЕЛІ

У статті вирішується важлива науково-технічна проблема енергоефективного керування температурою в будівлях з автономним опаленням, яка потребує застосування сучасних інноваційних методів та технологій опрацювання великих об'ємів різномірної інформації в режимі реального часу та відповідного автоматичного корегування параметрів математичної моделі. Вказане обумовлюється ціновими змінами на енергетичному ринку та нестабільними метеорологічними умовами навколишнього природного середовища (наприклад, різкими коливаннями температури, виникненням природних аномалій), що мають стохастичний характер, а також зміною теплофізичних характеристик огорожувальних конструкцій будівель через їх старіння. Саме тому традиційні методи та засоби автоматичного керування температурою оснований на використанні ПІ та ПДД регуляторів, є малоефективними.

У зв'язку з цим в статті представлено розроблену систему MPC-керування температурою повітря в будівлях, яка здатна автоматично здійснювати адаптацію математичної моделі в режимі реального часу. В якості об'єкта керування (ОК) виступає окреме приміщення чи зона в будівлі. Така будівля фактично являє собою складну розподілену в просторі динамічну систему з детермінованими параметрами. Саме тому для спрощення аналізу параметрів ОК та корегування математичної моделі з формуванням керуючих впливів, математична модель побудована за методом зосереджених параметрів. Лінійна структура та фізична інтерпретованість параметрів математичної моделі дозволяють ефективно почати керування ОК одразу після імплементації системи MPC-керування без її додаткового навчання. У цілому, пропонується система MPC-керування побудована за принципами синергетичної інтеграції і містить у своєму складі три основних модулі та MPC-регулятор. Зокрема розроблено модуль спостереження стану, що працює на основі фільтра Калмана, модуль виявлення розбіжності між математичною моделлю та реальною поведінкою ОК за алгоритмом на основі статистичного методу кумулятивних сум CUSUM та модуль корегування параметрів математичної моделі за певною процедурою. Це забезпечує підвищення точності керування, дозволяє досягти високої енергоефективності, яка полягає у визначенні оптимального співвідношення між витратами енергетичних ресурсів та комфортними температурними показниками повітря у житлових або громадських будівлях, а також дозволяє уникнути проблеми «холодного старту» та забезпечує відповідність математичної моделі ОК реальному стану ОК протягом усього життєвого циклу.

**Ключові слова:** Model Predictive Control, MPC, прогнозна модель, CUSUM, контрольна карта кумулятивних сум, енергоефективне керування, спостерігач стану.

**Постановка проблеми.** В останні роки в сфері регулювання мікроклімату будівель все більшої популярності набуває модельно-прогнозуюче керування (Model Predictive Control - MPC). Воно дозволяє реалізувати оптимальне керування в умовах необхідності економії витрат енергетичних ресурсів, з одночасним дотриманням оптимі-

заційних критеріїв, таких як підтримка високого рівня комфорту мешканців. Основною перевагою MPC-регулювання, у порівнянні з традиційними методами, є здатність прогнозувати та враховувати майбутню поведінку об'єкта керування (ОК), а також вплив на нього таких факторів, як температура зовнішнього повітря, сонячне випромі-



нювання, внутрішні теплові випромінювання від побутових приладів [1].

Однак ефективність MPC-керування значною мірою залежить від точності математичної моделі ОК. Через це виникають ключові виклики у використанні MPC-підходу: висока складність та трудомісткість розрахунку математичної моделі ОК за теплофізичними принципами, необхідність детальної і точної інформації про конструктивні особливості будівлі. Окрім того, можливе зниження точності математичної моделі в часі викликані зміною параметрів будівлі (наприклад, зміна теплових властивостей матеріалів будівлі у зв'язку із їх старінням чи зміною вологості), непередбачуваності внутрішніх тепловиділень, пов'язаних зі зміною поведінки мешканців та ін. Вказане зумовлює появу розбіжності між побудованою математичною моделлю та реальною поведінкою ОК. Розбіжність призводить до того, що статична математична модель, яка використовується в класичному MPC-регуляторі, починає надавати неточні прогнози, що спричиняє розрахунок неоптимальних керуючих дій, зниження енергоефективності та порушення умов комфорту.

Таким чином, ключовою проблемою при застосуванні MPC-керування є забезпечення відповідності побудованої математичної моделі реальному ОК протягом всього життєвого циклу системи керування (СК), тобто недопущення її деградації під впливом зміни теплофізичних характеристик ОК.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Відомі наукові дослідження Kuboth S., Heberle F., König-Haagen A., Brüggemann D. [2], Viot H., Sempey A., Mora L., Batsale J. C., Malvestio J. [3] та Chen Q., Li N., Feng W. [4] підтверджують значний потенціал MPC у підвищенні енергоефективності керування температурою повітря в будівлях. Проте критичний аналіз цих джерел свідчить, що ключовим бар'єром впровадження MPC-регуляторів залишається вибір методу моделювання, який би забезпечував баланс між точністю створеної математичної моделі, складністю розробки та здатністю до адаптації параметрів математичної моделі в часі. У переважній більшості робіт проблема розглядається однобоко: або через призму використання фізичних принципів і залежності, або через призму застосування статистики та штучних нейронних мереж.

Так, в ряді робіт Drgoña J., Picard D., Helsen L. [5] Li X., Wen J. [6] та Jorissen F., Picard D. [7] використано математичні моделі, засновані на фундаментальних фізичних законах термодинаміки (white-

box метод). Автори відзначають високу точність та інтерпретованість таких математичних моделей, що дозволяє запускати СК одразу після монтажу (відсутність проблеми «холодного старту»). В статті авторів Drgoña J., Picard D. [5] описано впровадження MPC-керування для офісної будівлі з низькотемпературними опалювальними поверхнями на основі лінеаризованої математичної моделі, побудованої за white-box методом. Нелінійності, такі як сонячне випромінювання, було виокремлено і подано як попередньо розраховані збурення. В цілому підхід авторів забезпечив підвищення енергоефективності на 50% і точності підтримки температури повітря. Проте значна трудомісткість моделювання та високі обчислювальні витрати роблять цей підхід обмеженим для широкого практичного застосування. Окрім того, в роботі не враховано можливу зміну теплофізичних характеристик будівлі, що може спричинити деградацію математичної моделі ОК. В статті авторів Jorissen F., Picard D., Boydens W., Helsen L. [7] продемонстровано застосування MPC з моделями, побудованими на основі детальних фізичних симуляцій, що охоплюють не лише огорожувальні конструкції, а і систему опалення. Це дослідження може бути цінним для вирішення поставленої проблеми тільки після додаткового детального доопрацювання в контексті забезпечення адаптивності математичної моделі ОК.

Незважаючи на свою високу точність, надійність та інтерпретованість (оскільки всі змінні мають фізичний зміст) математичні моделі побудовані за white-box методом мають і ряд недоліків. Розробка таких моделей є складним та трудомістким процесом [5, 6, 7], вимагає значної кількості детальної інформації про будівлю, яку іноді важко чи взагалі неможливо отримати [8]. Окрім того залишилась невирішеною проблема, пов'язана з довготривалою експлуатацією системи – статичність математичної моделі, що не дозволяє уникнути її деградації з часом. Як зазначено авторами в роботах Ma L., Huang Y., Zhang J., Zhao T. [8] та Zhao D., Watari D., Ozawa Y., Taniguchi I., Suzuk T., Shimoda Y., Onoy T. [9] деградація теплофізичних характеристик матеріалів з часом призводить до накопичення систематичної похибки, яку white-box метод не здатен компенсувати автоматично.

В роботах Ma L., Huang Y., Zhang J., Zhao T. [8], Zhao D., Watari D., Ozawa Y., Taniguchi I., Suzuk T., Shimoda Y., Onoy T. [9], Weng K. [10] та Yang S., Wan M. P., Chen W., Ng B. F., Dubey S. [11] використано кардинально інший підхід до побудови математичних моделей – data-driven. Він базується

на зборі історичних даних про змінні ОК, статистичних методах та машинному навчанні (ML), які виявляють кореляцію між вхідними і вихідними даними, не вимагаючи побудови складних математичних моделей за фізичними принципами. Це так званий метод «чорної скриньки». В результаті отримується математична модель, здатна до самонавчання, що вирішує проблему дрейфу параметрів з часом.

Так, в статті авторів Ma L., Huang Y., Zhang J., Zhao T. [8] для прогнозування майбутніх температур внутрішнього повітря використано модель LSTM, яка у порівнянні з методом ідентифікації підпростору (SMI) показала кращу працездатність з історичними даними та запам'ятовування корисної інформації. Дана робота безумовно є цінним дослідженням, проте потребує доопрацювання в частині подолання обмежень, спричинених прив'язкою до умов, в яких відбувається навчання штучних нейронних мереж.

В роботі авторів Zhao D., Watari D., Ozawa Y., Taniguchi I., Suzuk T., Shimoda Y., Onoy T. [9] було описано систему MPC-керування з адаптивною моделлю на основі штучної нейронної мережі, ключовою особливістю якої є механізм регулярного оновлення математичної моделі на основі нових експлуатаційних даних, що збираються в режимі реального часу. Це дозволило підвищити точність прогнозування з часом та зменшити середню абсолютну похибку. Проте головним недоліком виявилась відсутність експлуатаційних даних для нових будівель, які ще не введені в експлуатацію, що спричиняє виникнення проблеми "холодного старту". Тому математичні моделі, побудовані на основі фізичних принципів, залишаються кращим варіантом.

Незважаючи на отримані позитивні результати автори вище згаданих робіт приходять до висновку, що ці підходи мають критичні обмеження щодо практичного застосування результатів для вирішення проблеми забезпечення відповідності побудованої математичної моделі реальному ОК протягом всього життєвого циклу СК. По-перше, вони вимагають тривалого періоду навчання та великої кількості накопичених даних для побудови адекватної математичної моделі. Це унеможливає чітку, надійну і ефективну роботу СК температурою повітря одразу після її впровадження на реальній будівлі (проблема «холодного старту»). По-друге, такі моделі обмежені умовами експлуатації, в яких вони були навчені і при виході за межі цих умов можуть виникати великі похибки прогнозування. Наприклад, математична модель,

навчена в м'яку зиму, даватиме значні похибки при аномальних морозах.

Підхід grey-box (наприклад, RC-моделі), розглянутий у статті авторів Li Y., O'Neill Z., Zhan L., Chen J., Im P., DeGraw J. [12], є компромісом, поєднуючи спрощену фізичну структуру зі статистичною ідентифікацією параметрів. Grey-box моделі гнучкіші за white-box моделі і в той же час вирішують проблему інтерпретованості краще за data-driven та не вимагають великого масиву даних для початкового запуску СК, проте вони все ж покладаються на фіксовану, заздалегідь визначену структуру. Це обмежує їхню здатність адаптуватися до складних нелінійних процесів або кардинальних змін у поведінці мешканців, що також не вирішує повною мірою проблему довгострокової адаптації. Аналіз роботи Li Y., O'Neill Z., Zhan L., Chen J., Im P., DeGraw J. [12] показує, що більшість існуючих реалізацій grey-box використовують ідентифікацію параметрів лише на етапі налаштування (офлайн). Питання онлайн-адаптації параметрів математичної моделі для компенсації дрейфу характеристик ОК залишається недостатньо вивченим. Існуючі методи часто не розрізняють зміну станів (швидка динаміка) та зміну параметрів (повільна динаміка), що обмежує їхню ефективність.

Таким чином, аналіз існуючих інформаційних джерел дозволяє виявити невирішену частину загальної проблеми, а саме забезпечення відповідності математичної моделі реальному ОК протягом всього життєвого циклу СК. Також варто звернути увагу на відсутність системних рішень для систем MPC, які б одночасно забезпечували фізичну релевантність моделі для надійного старту (перевага white-box) та здатність до безперервної автоматичної корекції параметрів у процесі експлуатації (перевага data-driven). Більшість відомих досліджень фокусуються лише на побудові математичної моделі, тоді як задача підтримки її актуальності в умовах невизначеності та старіння будівлі залишається невирішеною. Це обґрунтовує необхідність розробки гібридної структури СК температурою повітря в будівлях, яка запропонована в даній роботі. Така структура має поєднувати переваги різних підходів: початкову точність та інтерпретованість фізичної моделі (white-box), гнучкість grey-box-підходу та здатність до автоматичної адаптації параметрів на основі отриманих даних в результаті роботи системи.

**Постановка завдання.** Метою статті є розробка структури автоматизованої системи MPC-керування температурою повітря в будівлях, яка

інтегрує процедури виявлення розбіжності та корегування параметрів математичної моделі в режимі реального часу для забезпечення її точності та динамічної відповідності реальному ОК в умовах невизначеності та зміни з часом його теплових характеристик.

**Виклад основного матеріалу.** Запропонована структурна схема системи адаптивного MPC-керування (рис. 1) складається з двох контурів: основного контуру керування та наглядового контуру адаптації.

Основний контур системи адаптивного MPC-керування реалізує безпосереднє керування ОК згідно з MPC-алгоритмом. Він містить:

1) ОК, в якості якого виступає окреме приміщення чи зона в будівлі. На ОК здійснює вплив керуюча дія  $u(k)$  (тепловий потік від системи опалення) та вектор збурень  $d(k)$  (наприклад, зовнішня температура, теплове сонячне випромінювання, побутові тепловиділення, як то теплові випромінювання різних об'єктів та поверхонь). Адже відомо, що людина виділяє у стані спокою 80 – 100 Вт тепла за добу. Для персонального комп'ютера ці показники становлять 100 – 300 Вт за годину. Очевидно, що, у випадку малої кількості побутової та / або обчислювальної техніки їх теплові виділення не матимуть значного впливу на зміну температурних умов в приміщеннях, але повинні бути враховані при побудові математичної моделі задачі. В якості вихідного сигналу з ОК  $y(k)$  виступають виміряні значення температурних показників повітря в приміщенні;

- 2) оптимальний MPC-регулятор;
- 3) модуль спостереження (спостерігач стану) на основі фільтра Калмана.

Оптимальний MPC-регулятор на основі фізично інтерпретованої математичної моделі ОК за виразом (1), діючих збурень, вихідного та цільового значення температури повітря розраховує оптимальну керуючу дію  $u(k)$ .

$$\begin{cases} x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) + Ed(k) \\ y(k) = Cx(k) \end{cases} \quad (1)$$

де  $x(k+1)$  – вектор змінних стану на наступному кроці керування;

$k$  – часовий крок;

$A$  – перехідна матриця стану;

$x(k)$  – вектор змінних стану;

$B$  – перехідна матриця керування;

$u(k)$  – вектор змінних керування;

$E$  – перехідна матриця збурення;

$d(k)$  – вектор змінних збурення;

$y(k)$  – вектор вихідних змінних;

$C$  – матриця спостереження.

Фізично інтерпретована модель за виразом (1) являє собою математичну модель ОК у просторі станів, яка побудована за фізичними принципами теплообміну з використанням РС-ланок і використовується MPC-регулятором для прогнозування реакції ОК. Для побудови математичної моделі використовується метод зосереджених параметрів, який передбачає зосередження фізичних характеристик ОК в окремих вузлах, що

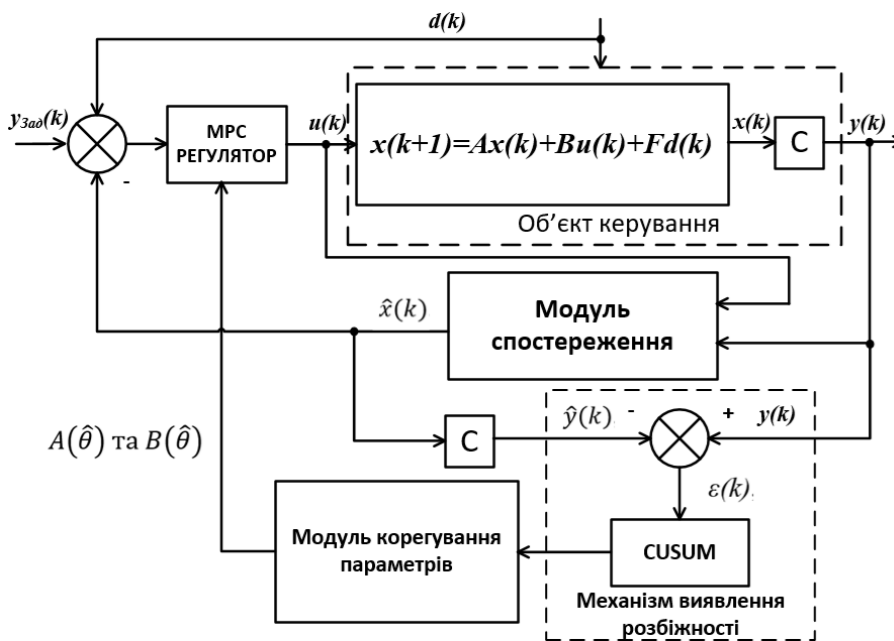


Рис. 1. Запропонована структурна схема системи адаптивного MPC-керування

спрощує його аналіз. В даному випадку в приміщенні виділяються три вузли: повітря (вузол 1), стіна (вузол 2) та підлога (вузол 3). За електро-тепловою аналогією кожен вузол має ємність  $C_i | i = \overline{1;3}$ , що акумулює тепло, та опір  $R_i | i = \overline{1;3}$ , що перешкоджає передачі тепла. Пропонована математична модель базується на рівняннях балансу енергії, де температура кожного  $i$ -го вузла змінюється з часом під впливом зовнішньої температури, температури теплоносія системи опалення та множини збурень, що мають стохастичний характер.

Лінійна структура та фізична інтерпретованість параметрів математичної моделі дозволяють ефективно почати керування ОК одразу після імплементації СК без додаткового навчання.

Модуль спостереження або спостерігач стану на основі фільтра Калмана використовується в *основному контурі керування* оскільки змінні стану, що відображають усереднені температури масивних конструкцій ОК (наприклад, стін, підлоги тощо), не можуть бути виміряні безпосередньо.

Фільтр Калмана на основі математичної моделі ОК, виміряного виходу  $y(k)$  та відомої керуючої дії  $u(k)$  обчислює оцінку повного вектора стану  $x(k)$ . Це забезпечує МРС-регулятор повною інформацією про поточний тепловий стан ОК. В запропонованій системі адаптивного МРС-керування, структурна схема якої наведена на рис. 1, алгоритм фільтра Калмана працює в два етапи: етап 1 – прогноз, етап 2 – оновлення оцінки.

На етапі 1 алгоритм, використовуючи математичну модель ОК за виразом (1), вважає параметри  $A$ ,  $B$  та  $D$  сталими і робить попередній прогноз оцінки вектора стану  $\hat{x}(k/k-1)$  а поточному кроці  $k$  за даними попереднього кроку  $k-1$  згідно з виразом (2):

$$\hat{x}(k/k-1) = A\hat{x}(k-1/k-1) + Bu(k-1) + Ed(k-1), \quad (2)$$

де  $\hat{x}(k/k-1)$  – попереднє прогнозоване значення оцінки вектора стану на основі вектора стану на попередньому кроці  $k-1$  без врахування виміряного значення  $y(k)$ ;

$\hat{x}(k-1/k-1)$  значення оцінки вектора стану з попереднього кроку  $k$ .

На етапі 2 алгоритм роботи фільтра Калмана уточнює прогноз, враховуючи фактично виміряне значення температури  $y(k)$ . Оновлений вектор стану розраховується за виразом (3):

$$\hat{x}(k/k) = \hat{x}(k/k-1) + K(k)\varepsilon(k), \quad (3)$$

де  $K(k)$  коефіцієнт Калмана;

$\varepsilon(k)$  значення похибки між виміряним значен-

ням  $y(k)$  та оціненим спостерігачем  $\hat{y}(k/k-1)$ , яке визначається за виразом (4):

$$\varepsilon(k) = y(k) - \hat{y}(k/k-1) = y(k) - C\hat{x}(k/k-1). \quad (4)$$

Отримана оновлена оцінка стану  $\hat{x}(k/k)$  використовується МРС-алгоритмом для формування керуючих дій  $u(k)$ , а похибка  $\varepsilon(k)$  використовується як сигнал для наглядового контуру з метою моніторингу адекватності математичної моделі ОК та своєчасного виявлення дрейфу параметрів.

*Наглядовий контур адаптації* працює паралельно з *контуром керування* і відповідає за підтримку актуальності математичної моделі ОК, яку використовує МРС-регулятор для здійснення прогнозів і формування керуючих дій. *Наглядовий контур адаптації* є ключовим елементом запропонованої схеми. Він містить модуль виявлення розбіжності, що виконує процедуру виявлення розбіжності між математичною моделлю та поведінкою реального ОК, та модуль корегування, який виконує процедуру корегування параметрів математичної моделі відповідно до визначеного алгоритму.

Функціональним призначенням модуля виявлення розбіжності є своєчасне виявлення зміни параметрів математичної моделі ОК. Алгоритм виявлення розбіжності базується на безперервному аналізі різниці між виміряним значенням температури повітря на виході ОК  $y(k)$  та оцінкою отриманою спостерігачем стану на основі фільтра Калмана  $\hat{y}(k)$ . Якщо похибка  $\varepsilon(k)$  має статистично значущою та набуває систематичного характеру, генерується тригерний сигнал для активації механізму адаптації параметрів математичної моделі. Для реалізації цього алгоритму використовується статистичний метод контролю можливої зміни параметрів математичної моделі - кумулятивних сум (англ. Cumulative Sum – CUSUM), який описано в роботах Fang K., Huang Y., Huang Q., Yang S., Li Z., Cheng H. [13] та Severo M., & Gama J. [14]. Аналіз цих робіт свідчить, що CUSUM є ефективним інструментом моніторингу стабільності процесів, здатним виявляти незначні, але стійкі зміни середнього значення контрольованого параметра на фоні шумів.

На відміну від простих тригерних методів, що реагують на миттєве перевищення похибкою певного ліміту (що часто призводить до хибних спрацювань через шуми датчиків та випадкові збурення), концепція CUSUM полягає у послідовному накопиченні (акумуляції) дрібних відхилень реальних значень вимірювань в поточний момент часу від прогнозованих значень.

У стаціонарному режимі, коли математична модель відповідає реальному стану ОК, позитивні та негативні відхилення компенсують одне одного, і кумулятивні суми позитивних і негативних відхилень приблизно дорівнюють 0,  $S^+(k) \approx 0$ ,  $S^-(k) \approx 0$ . У випадку появи систематичного зсуву середнього значення, кумулятивна сума починає стабільно збільшуватись або зменшуватись, що свідчить про зміну стану системи.

Коли одна з кумулятивних сум перевищує певний заданий статистичний пороговий рівень  $S_{extr}$ :  $S^+(k) >_{xtr}$ ,  $S^-(k) >_{xtr}$ , алгоритм фіксує втрату стабільності і факт зміни параметрів математичної моделі в більшу або меншу сторону та генерує сигнал для активації алгоритму корегування параметрів математичної моделі. Після цього накопичені алгоритмом суми скидаються в 0 для початку нового циклу моніторингу.

Таким чином, інтеграція алгоритму CUSUM у контур адаптації дозволяє перейти від евристичного до статистично обґрунтованого критерію корегування параметрів математичної моделі. Це забезпечує фільтрацію короточасних збурень та звільняє обчислювальні потужності системи від надмірно частих перерахунків параметрів математичної моделі.

Модуль корегування активується сигналом від модуля виявлення розбіжності та виконує процедуру корегування параметрів математичної моделі в режимі реального часу за певним алгоритмом, детальний опис якого в даній статті не наводиться.

В результаті виконання завершального етапу роботи контуру адаптації відбувається оновлення вектора параметрів ОК за виразом (5):

$$\hat{\theta}(k/k) = \hat{\theta}(k/k-1) + K_{\theta}(k)\varepsilon(k), \quad (5)$$

де  $\hat{\theta}(k/k)$  – оновлений вектор оцінки параметрів на поточному кроці;

$\hat{\theta}(k/k-1)$  – прогнозована оцінка вектору параметрів на поточному кроці на основі вектора параметрів на попередньому кроці;

$K_{\theta}(k)$  коефіцієнт Калмана для параметрів;

$\varepsilon(k)$  – похибка прогнозу оціненого значення температури  $\hat{y}(k/k-1)$ .

Таким чином, ітераційна процедура забезпечує збіжність оцінок параметрів ємності  $C_i | i=1;3$  та опору  $R_i | i=1;3$  ОК (вектор параметрів  $\hat{\theta}(k/k)$ ) до їх істинних значень з низькою похибкою за певну кількість кроків. Отриманий актуалізований вектор параметрів  $\hat{\theta}(k/k)$  використовується для перерахунку матриць  $A(\hat{\theta})$  та  $B(\hat{\theta})$  які передаються в МРС-регулятор для оновлення математичної моделі. Це гарантує підтримку високої точності прогнозування та енергоефективності керування навіть в умовах суттєвого дрейфу теплофізичних характеристик огорожувальних конструкцій.

**Висновки.** У статті запропоновано гібридну структуру автоматизованої системи МРС-керування температурою повітря в будівлях. Інтеграція у запропоновану автоматизовану систему МРС-керування температурою повітря в будівлях загальних процедур виявлення розбіжності та корегування параметрів математичної моделі ОК в режимі реального часу забезпечує підвищення точності енергоефективного автоматичного керування в умовах невизначеності та зміни з часом теплових характеристик ОК.

#### Список літератури:

1. Joe J., & Karava P. A model predictive control strategy to optimize the performance of radiant floor heating and cooling systems in office buildings. *Applied Energy*. 2019. №245. P. 65–77. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.03.209>
2. Kuboth S., Heberle F., König-Haagen A., & Brüggemann D. Economic model predictive control of combined thermal and electric residential building energy systems. *Applied Energy*. 2019. №240. P. 372-385. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.01.097>
3. Viot H., Sempy A., Mora L., Batsale J. C., & Malvestio J. Model predictive control of a thermally activated building system to improve energy management of an experimental building: Part I: Modeling and measurements. *Energy and Buildings*. 2018. №172. P. 94-103. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2018.04.055>
4. Chen Q., Li N., & Feng W. Model predictive control optimization for rapid response and energy efficiency based on the state-space model of a radiant floor heating system. *Energy and Buildings*. 2021. №238. P. 110832. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2021.110832>
5. Drgoňa J., Picard D., & Helsen L. Cloud-based implementation of white-box model predictive control for a GEOTABS office building: A field test demonstration. *Journal of Process Control*. 2020. №88. P. 63-77. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jprocont.2020.02.007>
6. Li X., & Wen J. Review of building energy modeling for control and operation. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2014. №37. P. 517-537. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.05.056>
7. Jorissen F., Picard D., Boydens W., & Helsen L. White-box Model Predictive Control: Optimal Control and System Integration of Heat Pumps. *HPT Magazine*. 2022. №40(2). P. 28-31. DOI: <https://doi.org/10.23697/4934-p272>

8. Ma L., Huang Y., Zhang J., & Zhao T. A model predictive control for heat supply at building thermal inlet based on data-driven model. *Buildings*. 2022. №12. P. 1879. DOI: <https://doi.org/10.3390/buildings12111879>
9. Zhao D., Watari D., Ozawa Y., Taniguchi I., Suzuk T., Shimoda Y., & Onoy T. Data-driven online energy management framework for HVAC systems: An experimental study. *Applied Energy*. 2023. №352. P. 121921. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2023.121921>
10. Weng K. Data-driven model predictive control of buildings: PhD Thesis. Cardiff, 2020. 175 p. URL: <https://orca.cardiff.ac.uk/id/eprint/139294>
11. Yang S., Wan M. P., Chen W., Ng B. F., & Dubey S. Model predictive control with adaptive machine-learning-based model for building energy efficiency and comfort optimization. *Applied Energy*. 2020. №271. P. 115147. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2020.115147>
12. Li Y., O'Neill Z., Zhan L., Chen J., Im P., & DeGraw J. Grey-box modeling and application for building energy simulations-A critical review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2021. №146. P. 111174. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.111174>
13. Fang K., Huang Y., Huang Q., Yang S., Li Z., & Cheng H. An event detection approach based on improved CUSUM algorithm and Kalman filter. In 2020 IEEE 4th Conference on Energy Internet and Energy System Integration (EI2). *IEEE*. 2020. P. 3400-3403. DOI: <https://doi.org/10.1109/EI250167.2020.9346980>
14. Severo M., & Gama J. Change detection with kalman filter and cusum. In International Conference on Discovery Science. *Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg*. 2006. P. 243-254. DOI: [https://doi.org/10.1007/11893318\\_25](https://doi.org/10.1007/11893318_25)

### **Zdorenko S.S., Cherepanska I.Yu. MODEL PREDICTIVE CONTROL SYSTEM OF AIR TEMPERATURE IN BUILDINGS WITH A MATHEMATICAL MODEL ADAPTATION MECHANISM**

*The article solves an important scientific and technical problem of energy-efficient temperature control in buildings with autonomous heating, which requires the use of modern innovative methods and technologies for processing large volumes of heterogeneous information in real time and the corresponding automatic adjustment of the parameters of the mathematical model. This is due to price changes in the energy market and unstable meteorological conditions of the environment (for example, sharp temperature fluctuations, the occurrence of natural anomalies), which are stochastic in nature, as well as changes in the thermophysical characteristics of building envelopes due to their aging. That is why traditional methods and means of automatic temperature control based on the use of PI and PID regulators are ineffective.*

*In this regard, the article presents the developed MPC-control system for air temperature in buildings, which is capable of automatically adapting the mathematical model in real time. A separate room or zone in the building acts as a control object (CO). Such a building is actually a complex spatially distributed dynamic system with deterministic parameters. That is why, to simplify the analysis of the CO parameters and the correction of the mathematical model with the formation of control influences, the mathematical model is built using the lumped parameter method. The linear structure and physical interpretability of the mathematical model parameters allow effective start of CO control immediately after the implementation of the MPC control system without its additional training. In general, the proposed MPC control system is built on the principles of synergistic integration and includes three main modules and an MPC controller. In particular, a state monitoring module has been developed, operating on the basis of the Kalman filter; a module for detecting discrepancies between the mathematical model and the real behavior of the CO using an algorithm based on the statistical method of cumulative sums CUSUM, and a module for correcting the parameters of the mathematical model using a certain procedure. This provides increased control accuracy, allows achieving high energy efficiency, which consists in determining the optimal ratio between energy resource consumption and comfortable air temperature indicators in residential or public buildings, and also avoids the problem of "cold start" and ensures that the mathematical model of the CO corresponds to the real state of the CO throughout the entire life cycle.*

**Keywords:** Model Predictive Control, MPC, predictive model, CUSUM, Cumulative Sum control chart, energy-efficient control, state observer.

Дата першого надходження статті до видання: 19.03.2026

Дата прийняття статті до друку після рецензування: 14.04.2026

Дата публікації (оприлюднення) статті 11.05.2026