

УДК 517.977

DOI <https://doi.org/10.32782/IT/2024-2-5>

Костянтин ГУК

магістрант кафедри ракетно-космічних та інноваційних технологій, Дніпровський національний університет імені Олеся Гончара, просп. Науки, 72, м. Дніпро, Україна, 49045

ORCID: 0009-0007-7675-203X

Бібліографічний опис статті: Гук, К. (2024). Адаптація моделей керування для систем вентиляції. *Information Technology: Computer Science, Software Engineering and Cyber Security*, 2, 34–41, doi: <https://doi.org/10.32782/IT/2024-2-5>

АДАПТАЦІЯ МОДЕЛЕЙ КЕРУВАННЯ ДЛЯ СИСТЕМ ВЕНТИЛЯЦІЇ

Оптимізація роботи автоматизованих систем вентиляції та кондиціонування з використанням інформації про поточний стан параметрів повітря в приміщенні дозволяє оперативно враховувати зміну зовнішніх умов, підвищувати енергоефективність будівлі та рівень комфорту людини. Тому розробка сучасних технологій керування такими системами, що ґрунтується на адекватних математичних моделях, є актуальною задачею.

Метою дослідження є розробка моделі керування системою вентиляції, що забезпечує дотримання нормативних показників якості повітря, на основі вимірних даних про поточний стан повітря у приміщенні.

Методологія дослідження полягає у використанні для опису інтегрованої моделі керування системою вентиляції дискретної динамічної моделі та теорії білінійних систем, що дозволяє врахувати залежність між станом системи та керувальним впливом. Для адаптації параметрів моделі керування застосовано два підходи: використовується умова стійкості функції Ляпунова та мінімізація функції помилки, що обчислюється як різниця між спостережуваним виходом системи та змодельованим виходом. Наводяться відповідні алгоритми адаптації параметрів моделі – метод градієнтного спуску та метод найменших квадратів.

Наукова новизна полягає у порівнянні двох підходів до адаптації моделі керування системою вентиляції.

Висновки. Проведені дослідження показали, що адаптація моделі через мінімізацію функції помилки між спостережуваним та змодельованим виходом системи є кращою у порівнянні з використанням умови стійкості функції Ляпунова завдяки орієнтації на точність моделі, простоті реалізації, обчислювальній ефективності, гнучкості та адаптивності. Одержання інформації про реальний стан повітря з датчиків та ідентифікація параметрів моделі дозволяє зробити модель системи керування адаптивною та робастною. Адаптивне керування системою вентиляції на основі точних даних про параметри повітря дозволяє знизити енергоспоживання.

Ключові слова: моделювання, система вентиляції, керування, білінійна модель, функція Ляпунова, функція помилки.

Kostyantyn HUK

Master's Student of the Department of Rocket, Space and Innovative Technologies, Oles Honchar Dnipro National University, 72, Nauki ave., Dnipro, Ukraine, 49045, huk@ff.dnu.edu.ua

ORCID: 0000-0002-5190-841X

To cite this article: Huk, K. (2024). Adaptatsiia modelei keruvannia dlia system ventyliatsii [Adaptation of Control Models for Ventilation Systems]. *Information Technology: Computer Science, Software Engineering and Cyber Security*, 2, 34–41, doi: <https://doi.org/10.32782/IT/2024-2-5>

ADAPTATION OF CONTROL MODELS FOR VENTILATION SYSTEMS

Optimizing the operation of automated ventilation and air conditioning systems using information about the current state of indoor air parameters allows for rapid adaptation to changing external conditions, improves building energy efficiency, and enhances human comfort. Therefore, the development of modern control technologies for such systems, based on adequate mathematical models, is a relevant task.

Research Objective. The aim of this research is to develop a control model for a ventilation system that ensures compliance with regulatory air quality indicators, based on measured data about the current state of indoor air.

Methodology. The research methodology involves using a discrete dynamic model and bilinear systems theory to describe the integrated control model of the ventilation system. This approach allows for the consideration

of the relationship between the system state and the control influence. Two approaches are applied for adapting the parameters of the control model: using the Lyapunov function stability condition and minimizing the error function, which is calculated as the difference between the observed output of the system and the modeled output. The corresponding algorithms for model parameter adaptation—gradient descent and the least squares method—are provided.

Scientific Novelty. The scientific novelty lies in comparing two approaches to adapting the control model of the ventilation system.

Conclusions. It was established that adapting the model by minimizing the error function between the observed and modeled system output is preferable due to its focus on model accuracy, ease of implementation, computational efficiency, flexibility, and adaptability. Obtaining information about the real state of the air from sensors and identifying the model parameters allows for the control system model to be adaptive and robust. Adaptive control of the ventilation system based on accurate air parameter data allows for reduced energy consumption.

Key words: modeling, ventilation system, control, bilinear model, Lyapunov function, error function.

Актуальність проблеми. Якість повітря в замкнених приміщеннях має суттєвий вплив на працездатність людей. Недотримання нормативних показників якості може призвести до різних негативних наслідків, зокрема головному болю, запамороченню, подразненню очей та дихальних шляхів, а також зниженню концентрації та когнітивних здібностей людини. Дослідження доводять (Piral A.S., 2023), що навіть незначне підвищення рівня вуглекислого газу CO_2 в приміщенні може значно вплинути на розумову діяльність, прийняття рішень та продуктивність праці. Наприклад, підвищення концентрації CO_2 у повітрі до значень 0,15%-0,2% призводить до зниження когнітивних функцій людини на 15-50%, а концентрація у 0,7% вважається небезпечною для здоров'я. Окрім того, наявність летких органічних сполук VOC, дрібних часточок пилу $\text{PM}_{2,5}$, PM_{10} , бактерій та грибків також сприяє розвитку синдромів «хворого будинку», що ще більше знижує ефективність праці людини та загальний комфорт її перебування у приміщенні.

Для того, щоб забезпечити оптимальні умови для роботи та життя, необхідно постійно вимірювати і оцінювати параметри повітря та автоматично керувати системою вентиляції задля регулювання його якості. Автоматизовані системи вентиляції та кондиціонування повітря, ввімкнення яких здійснюється за показниками реальних даних від датчиків, можуть оперативно реагувати на зміну умов у приміщенні. Це забезпечує підтримання оптимальної якості повітря, зменшує ризики для здоров'я та підвищує комфорт і продуктивність людей у приміщенні. Такі системи використовують сучасні обчислювальні технології для моніторингу та регулювання параметрів повітря, що дозволяє досягти енергоефективності та відповідності гігієнічним нормам.

Математичні моделі управління якістю повітря допомагають прогнозувати і контролювати параметри повітряного середовища, забезпечуючи оптимальні умови для перебування людей

в приміщеннях. Вони враховують різні фактори, такі як концентрації забруднювачів, рівень вентиляції, температуру, вологість і інші параметри. Тому розробка таких моделей є актуальною науковою проблемою, вирішення якої сприятиме забезпеченню комфортних і безпечних умов у приміщеннях, автоматизації та оптимізації роботи систем вентиляції, зменшенню енергоспоживання.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Моделювання систем керування об'єктами та процесами є важливим науковим завданням через широке застосування таких систем у промисловій автоматизації, автоматизації авіаційних, транспортних, енергетичних об'єктів, керуванні умовами комфорту у будинках, зокрема керуванні системами вентиляції та кондиціонування. Для моделювання систем вентиляції та кондиціонування поширеними є класичні підходи, коли використовуються моделі тепло-, масо-, вологообміну. Такі моделі закладають підґрунтя для аналізу та проектування систем вентиляції та кондиціонування повітря, оскільки дозволяють точно описувати фізичні процеси, що відбуваються в системах, та розробляти ефективні алгоритми керування. Однак, зазначені моделі не дозволяють враховувати вплив характеристик самого приміщення, що можуть бути обумовлені розкладанням синтетичних речовин з полімерних оздоблювальних матеріалів, потраплянням пилу через відкриті вікна та двері, вплив параметрів заповнюваності приміщення на результати прогнозування якості повітря через складність включення зазначених показників в моделі.

У фундаментальному дослідженні (Панкратова, 2020: с. 8) для моделювання системи керування застосовується системний підхід та зазначається, що розробка ефективної системи керування суттєво залежить від всебічного аналізу технологічної системи, особливостей її функціонування. Оскільки динамічні властивості кліматичного обладнання є різними, то відповідні математичні моделі повинні адекватно відображати процес обробки припливного

повітря та дозволяти здійснювати синтез комплексної динамічної моделі для розробки автоматизованої системи керування обладнанням.

Останнім часом розвитку набули моделі прогнозування якості повітря на основі поточних та історичних даних, що дозволяють не тільки контролювати, але й передбачати якість повітря у приміщенні. Їх застосування зумовлено розвитком сучасних обчислювальних методів, доступністю та точністю сенсорних даних. Вони можуть базуватися на статистичних методах, зокрема авторегресійної інтегрованої моделі ковзного середнього (Yao, 2019), регресійному аналізі, методах машинного навчання – лінійних та нелінійних регресійних моделях (Guo, 2023; Gao-wa, 2024), деревах рішень (Faqiry, 2017), ансамблевих методах побудови випадкового лісу та градієнтного бустингу (Wang, 2023) методах глибокого навчання, зокрема рекурентних нейронних мережах RNN (Wang, 2017), LSTM (Reyes Pérez, 2023).

Ще одним напрямком досліджень є теорія нелінійних систем, що зводяться до білінійних моделей. Їх застосування до моделювання систем керування вентиляцією є слушним, оскільки такі моделі дозволяють здійснювати аналіз нелінійних процесів з подальшим синтезом систем керування зі зворотнім зв'язком (Яценко, 2014: с. 248) та створювати моделі керування динамічними процесами, у яких вихід лінійно залежить від вхідних даних і змінних стану, а також враховується нелінійна взаємодія між станом і входом системи (El Boukharj, 2019).

Незважаючи на значні досягнення багато актуальних задач керування нелінійними процесами залишаються дослідженими недостатньо, зокрема задачі ідентифікації білінійних систем та їхньої адаптації на основі спостережуваних даних в умовах змінюваності параметрів моделі. Також увагу привертає необхідність побудови конструктивних алгоритмів керування, що забезпечить можливість їх практичного застосування.

Мета дослідження. Для забезпечення загального контролю якості повітря розробляється інтегрована модель управління системою вентиляції, що враховує масообмін, теплообмін, вологообмін у приміщенні та забезпечує дотримання нормативних показників якості повітря.

Для досягнення поставленої мети необхідно сформулювати математичну модель керування системою вентиляції; адаптувати параметри моделі, здійснити верифікацію результатів моделювання та перевірити стійкість моделі.

Постановка задачі. Система вентиляції здійснює приплив зовнішнього повітря

у приміщення будівлі та через керування швидкістю припливу на основі даних спостережень за поточним станом повітря забезпечує можливість підтримувати нормативні показники на належному рівні. Автоматизація роботи системи вентиляції можлива із застосуванням контролера, що програмується. Параметри середовища, зокрема температура повітря на виході з вентиляційної системи, температура, вологість, рівень забруднення повітря, кількість людей вимірюються за допомогою відповідних датчиків та є вхідними параметрами моделі, на основі яких реалізується оптимальний алгоритм автоматизованого керування, що визначає розхід повітря через вентиляційну систему та швидкість обертання вентилятора. Регулювання об'єму проточного повітря здійснюється шляхом регулювання частоти обертання електродвигунів вентиляторів системи. Необхідно розробити математичну модель системи керування та налаштувати її параметри.

Математична модель. Побудова математичної моделі складається з кількох етапів, серед яких збір та аналіз характеристик та параметрів системи, формулювання гіпотез та припущень, вибір типу моделі, ідентифікація її параметрів, верифікація та валідація, аналіз чутливості до збурень.

Для опису математичної моделі керування параметрами повітря у приміщенні будемо використовувати дискретну динамічну модель та теорію білінійних систем. Застосування теорії білінійних систем для опису процесу керування системою вентиляції дозволяє враховувати не тільки зміну параметрів повітря у часі, а і реагувати на ці зміни через визначення адекватних параметрів керувального впливу. Враховуючи, що стан системи залежить не лише від попереднього стану та керувального впливу, а і від залежності між станом та керувальним впливом, математичну модель системи керування станом повітря у приміщенні зобразимо у такій спосіб:

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) + \sum_{i=1}^m N_i x(t) u_i(t) + \varepsilon(t), \quad (1)$$

де $x(t)$ – вектор стану системи, що складається зі значень температури, вологості, концентрації забруднювачів, кожен з параметрів належить обмеженій множині можливих значень; $u(t) = \{u_1(t), u_2(t), \dots, u_m(t)\}^T$ – вектор керувального впливу, що може містити показники швидкості обертання вентилятора, витрати повітря тощо; A – матриця коефіцієнтів системи; B – матриця коефіцієнтів керування;

N_i – матриця білінійних зв'язків, що визначає взаємодію між станом системи та керувальним впливом; $\varepsilon(t)$ – похибка моделі.

Система розглядається в дискретному часі з постійним та достатньо малим кроком дискретизації t .

Для адаптації параметрів моделі A, B, N_i та з метою забезпечення її стійкості пропонується використовувати функцію Ляпунова $V(x) = V(x(t), t)$, яка має бути додатне визначеною та повинна мати вздовж траєкторії системи похідну $\dot{V}(x)$, що має бути від'ємною або дорівнюватиме нулю:

$$\dot{V}(x) \leq 0 \quad (2)$$

Виконання умови (2) забезпечується через налаштування параметрів моделі A, B, N_i , а в якості функції Ляпунова обирається квадратична форма:

$$V(x) = x(t)^T P x(t); \quad (3)$$

$$V(x) > 0, \quad \forall x \neq 0; \quad V(0) = 0,$$

де P – симетрична додатно визначена матриця.

Обчислення похідної функції $V(x)$ здійснюється у такий спосіб:

$$\dot{V}(x) = \nabla V(x) \cdot \dot{x},$$

де $\nabla V(x)$ – градієнт функції Ляпунова.

Для квадратичної форми (3) похідна матиме вигляд:

$$\dot{V}(x) = \dot{x}^T P x + x^T P \dot{x} \quad (4)$$

Підставимо білінійну систему (1) у вираз (4), одержимо:

$$\dot{V}(x) = \left(Ax + Bu + \sum_i^m N_i x u_i \right)^T P x + x^T P \left(Ax + Bu + \sum_i^m N_i x u_i \right).$$

Для забезпечення стійкості системи необхідно, щоб виконувалась умова:

$$x^T (A^T P + P A) x + 2x^T P B u + 2 \sum_{i=1}^m x^T P N_i x u_i \leq 0. \quad (5)$$

Для адаптації параметрів моделі зазвичай застосовується метод градієнтного спуску, параметри матриць корегуються задля забезпечення виконання умови (5) в такий спосіб:

$$A = A - \gamma \frac{\partial \dot{V}}{\partial A}; \quad B = B - \gamma \frac{\partial \dot{V}}{\partial B}; \quad N_i = N_i - \gamma \frac{\partial \dot{V}}{\partial N_i}.$$

Алгоритм адаптації параметрів моделі з умови стійкості системи матиме вигляд:

Крок 0: ініціалізація параметрів, формування початкових значень матриць

$$A(0), B(0), N_i(0).$$

Крок 1: Обчислити поточний стан $x(t)$ та керувальний вплив $u(t)$.

Крок 2: Обчислити похідну функції Ляпунова.

Крок 3: Обчислити градієнти $\frac{\partial \dot{V}}{\partial A}, \frac{\partial \dot{V}}{\partial B}, \frac{\partial \dot{V}}{\partial N_i}$

Крок 4: Оновити параметри адаптації методом градієнтного спуску

$$A = A - \gamma (x x^T P + P x x^T); \quad B = B - \gamma (2 P x u^T);$$

$$N_i = N_i - \gamma \frac{\partial \dot{V}}{\partial N_i}.$$

Крок 5: Перевірити виконання умови стійкості (5).

Крок 6: Порівняти значення параметрів A, B, N_i із значеннями, що одержано на попередньому кроці. Виконувати кроки 1-5 до стабілізації значень параметрів.

Параметр γ дозволяє враховувати, наскільки сильно поточне значення градієнту впливає на оновлення параметрів моделі. У рекомендаціях по налаштуванню методу градієнтного спуску значення параметру обирається з діапазону значень 0.8 – 0.99. Зменшення значення параметра потребується в разі, коли ітераційний процес є нестабільним. В роботі під час виконання обчислювального експерименту значення параметру дорівнювало 0.9.

Однак для реальних систем, враховуючи їхню складність, адаптація параметрів моделі з використанням функції помилки виходу часто надає кращі результати у порівнянні з адаптацією на основі умови стійкості функції Ляпунова з кількох причин, зокрема використання функції Ляпунова забезпечує стійкість системи, але не обов'язково гарантує мінімізацію функції помилки. Окрім того, застосування функції Ляпунова потребує визначення і обчислення відповідної функції Ляпунова та її похідних, що може стати складною задачею для нелінійних систем.

Для адаптивного оцінювання параметрів будемо застосовувати адаптивну модель системи та використовувати її представлення відносно вихідної змінної. Збір даних з датчиків дозволяє моделі постійно оновлюватися, що мінімізує різницю між передбаченими і фактичними показниками стану повітря. Враховуючи, що за результатами спостережень $\tilde{x}(t)$ та виходом моделі $x(t)$ можливо побудувати функцію похибки ідентифікації, адаптацію моделі будемо здійснювати з використанням градієнту функції похибки.

Структура адаптивної моделі, що містить оцінювані параметри, значення яких можуть змінюватися в часі для адаптації до реальних умов, зображується у такий спосіб:

$$\dot{x}(t) = \hat{A}x(t) + \hat{B}u(t) + \sum_{i=1}^m \hat{N}_i x(t) u_i,$$

де \hat{A} , \hat{B} , \hat{N}_i – оцінки параметрів в момент часу t .

Функція помилки виходу визначається як різниця між фактичним (спостережуваним) виходом системи $x(t)$ та виходом $\tilde{x}(t)$, що передбачається моделлю системи:

$$e(t) = x(t) - \tilde{x}(t).$$

Для мінімізації функції помилки застосовується метод найменших квадратів:

$$J(\theta) = \frac{1}{2} e(t)^T e(t),$$

де θ – вектор параметрів моделі.

Алгоритм адаптації параметрів білінійної моделі матиме вигляд:

Крок 0: ініціалізація параметрів, задати початкові значення параметрів $\theta(0)$ та швидкість навчання λ .

Цикл адаптації (виконується для кожного кроку дискретизації t):

Крок 1: Зібрати поточні данні про стан системи $x(t)$ та керувальний вплив $u(t)$.

Крок 2: Обчислити поточний вихід моделі $\tilde{x}(t)$ з використанням поточних значень параметрів $\theta(t)$.

Крок 3: Обчислити градієнт функції помилки $\nabla_{\theta} J(\theta)$.

Крок 4: Оновити параметри адаптації $\theta(t+1) = \theta(t) - \lambda \nabla_{\theta} J(\theta)$.

Параметр λ дозволяє регулювати швидкість навчання моделі. Під час налаштування методу найменших квадратів рекомендується обирати значення швидкості з діапазону 0.001 – 0.01. Зменшення швидкості навчання робить процес

повільним, але суттєве збільшення швидкості навчання може призвести до значних осциляцій та розбіжності алгоритму методу найменших квадратів.

На рис. 1 зображено загальний вигляд системи керування з врахуванням адаптивної ідентифікації. Запропонований підхід дозволив побудувати адаптивну модель керування системою вентиляції з врахуванням спостережуваних значень параметрів повітря у приміщенні за умов їхньої змінюваності. Одержання інформації про реальний стан повітря с датчиків та ідентифікація параметрів моделі системи керування робить модель адаптивною. Робастність системи забезпечується навіть у випадку непередбачуваних змін в умовах середовища.

Аналіз результатів. Для аналізу пропонованого підходу до адаптації моделі системи керування використовувався набір даних, в якому подано результати вимірювання температури повітря, вологості та концентрації вуглекислого газу у приміщенні у робочий час з 9:00 до 17:00 протягом робочого тижня (п'ять робочих днів), коли система вентиляції працює задля забезпечення нормативних показників повітря. Зазначене вікно моделювання було обрано з міркувань відсутності значних коливань значень параметрів повітря, наприклад, значення температури варіювалося від 18 до 26 °С.

На рис. 2 для порівняння результатів адаптації наводиться залежність температури від часу для моделі системи керування, параметри якої підібрано з використанням функції Ляпунова (відображено суцільною лінією) та з використанням функції помилки (відображено пунктирною лінією). Нормативне значення температури дорівнювало 21°С. З аналізу рисунку можна бачити, що використання моделі з адаптацією

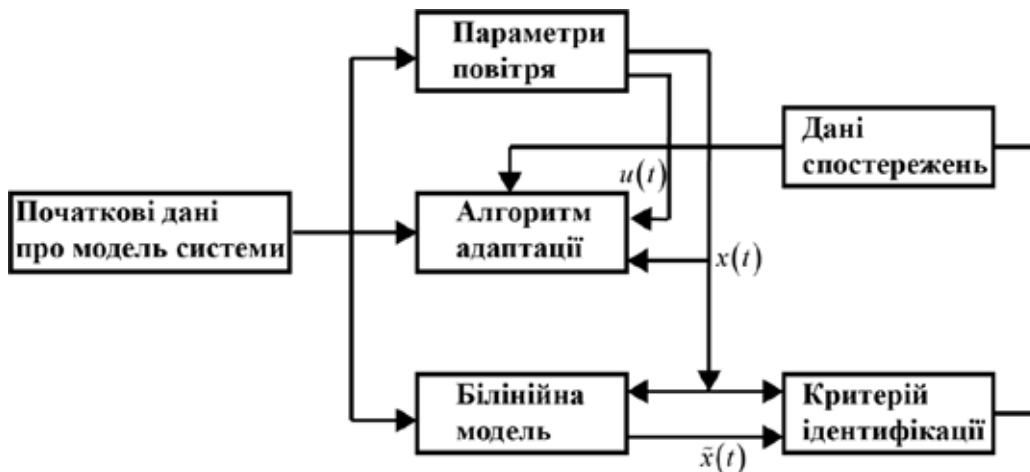


Рис. 1. Схема системи керування з урахуванням адаптації

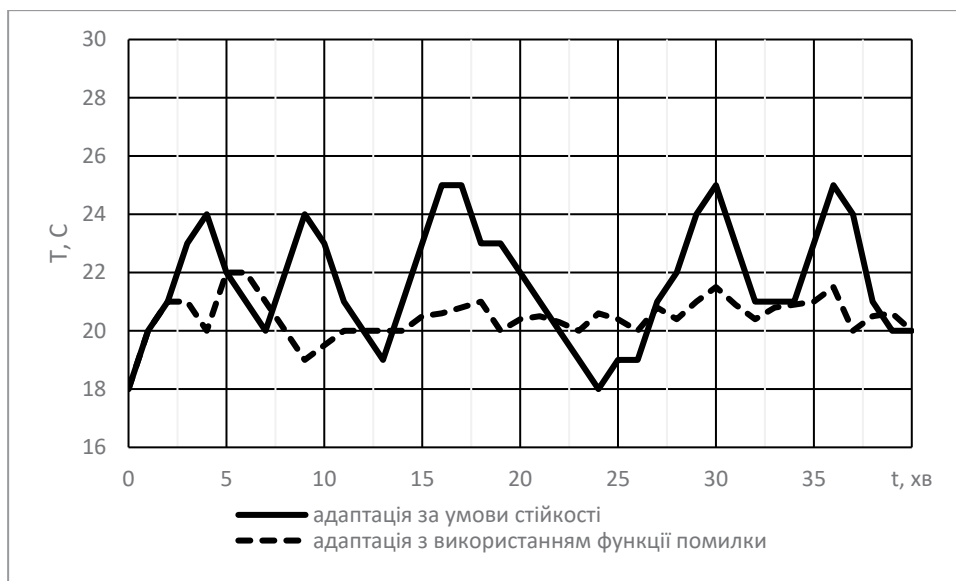


Рис. 2. Порівняння результатів адаптації моделей керування

за умови стійкості забезпечує більшу варіативність температури, температура коливається між 18°C і 25°C з частими піками та спадами. Це вказує на те, що система активно реагує на зміну умов, але не завжди підтримує стабільну температуру.

Адаптація моделі через мінімізацію функції помилки надає більш стабільні результати. Температура коливається в межах 19°C до 22°C, що показує меншу амплітуду коливань і більш стійке керування температурою. Адаптація параметрів моделі дозволила значно зменшити різницю між моделлю і реальними даними, покращивши точність керування температурою у приміщенні.

Пропонований підхід до моделювання системи вентиляції забезпечує також енергоефективність системи. Оптимальне керування системою вентиляції на основі точних даних про параметри повітря дозволяє знизити енергоспоживання, оскільки система не витрачає ресурси на підтримання параметрів стану повітря, які знаходяться в межах норми.

Висновки. В роботі розглядається підхід до адаптації моделі керування системою вентиляції приміщення, що побудовано на основі теорії білінійних систем. З аналізу літературних

джерел виявлено, що задачі ідентифікації білінійних систем та їхньої адаптації на основі спостережуваних даних в умовах змінюваності параметрів моделі досліджено недостатньо. Розглянуто два підходи до адаптації параметрів моделі – з використанням функції Ляпунова та умови стійкості системи, а також через мінімізацію функції помилки. Встановлено, що адаптація моделі з використанням функції помилки виходу є кращою завдяки її орієнтації на точність моделі, простоті реалізації, обчислювальній ефективності, гнучкості та адаптивності.

Запропонований підхід дозволив побудувати адаптивну модель керування системою вентиляції з врахуванням спостережуваних значень параметрів повітря у приміщенні за умов їхньої змінюваності. Одержання інформації про реальний стан повітря з датчиків та ідентифікація параметрів моделі системи керування дозволило зробити модель адаптивною та робастною. Адаптивне керування системою вентиляції на основі точних даних про параметри повітря дозволяє знизити енергоспоживання, оскільки система не витрачає ресурси на підтримання параметрів стану повітря, які знаходяться в межах норми.

ЛІТЕРАТУРА:

1. Pipal A. S., A. Taneja. Measurements of Indoor Air Quality. Handbook of Metrology and Applications. Springer, Singapore. 2023. Pp 1–35. DOI: https://doi.org/10.1007/978-981-19-1550-5_90-1
2. Панкратова Н. Д., Бидюк П. І., Голинко І. М. Синтез многомерной системы управления для прецизионного комплекса искусственного микроклимата. Системні дослідження та інформаційні технології. 2020. № 1. С. 7–20. DOI: <https://doi.org/10.20535/SRIT.2308-8893.2020.1.01>
3. Yao Y., Chen J., Feng J., Wang S. Modular modeling of air-conditioning system with state-space method and graph theory. International Journal of Refrigeration. 2019 V. 99. Pp. 9–23. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijrefrig.2018.11.040.>

4. Guo Q., He Z., Wang Z. Prediction of Hourly PM2.5 and PM10 Concentrations in Chongqing City in China Based on Artificial Neural Network. *Aerosol and Air Quality Research*. 2023. Volume 23, issue 6. DOI: 10.4209/aaqr.220448
5. Gao-wa S., Zhen Z., Jianchun N., Linxiao L., Han A., Zhili Y. Using Artificial Neural Networks to Predict Indoor Particulate Matter and Tvoc Concentration in an Office Building: Energy and Built Environment. 2024. DOI: 10.1016/j.enbenv.2024.03.001.
6. Faqiry M. N., Wang L., Wu H., Krishnamurthy D., Palmintier B. ADP-based Home Energy Management System: A Case Study using DYNAMO. 2018 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM). USA. 2018. Pp. 1–5. DOI: 10.1109/PESGM.2018.8585796
7. Wang H., Chen Y., Kang J., Ding Z., Zhu H. An XGBoost-Based predictive control strategy for HVAC systems in providing day-ahead demand response. *Building and Environment*. 2023. Vol. 238. Pp. 110350. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2023.110350>.
8. Wang Y., Velswamy K., Huang B. A Long-Short Term Memory Recurrent Neural Network Based Reinforcement Learning Controller for Office Heating Ventilation and Air Conditioning Systems. *Processes*. 2017. 5(3):46. DOI: <https://doi.org/10.3390/pr5030046>
9. Reyes Pérez C.A., Iglesias Martínez M.E., Guerra-Carmenate J., Michinel Álvarez H., Balvis E., Giménez Palomares F., Fernández de Córdoba P. Indoor Air Quality Analysis Using Recurrent Neural Networks: A Case Study of Environmental Variables. *Mathematics*. 2023. 11(24):4872. DOI: <https://doi.org/10.3390/math11244872>
10. Яценко В. О., Кочкодан О. І., Макаричев М. В., Пашенковська І. С., Черемних О. С., Шолохов О. В. Ідентифікація білінійних систем та керування показниками Ляпунова. Вісник Київського національного університету імені Тараса Шевченка. Серія : Фізико-математичні науки. 2014. Вип. 4. С. 247–250. Режим доступу: http://nbuv.gov.ua/UJRN/VKNU_fiz_mat_2014_4_46.
11. El Boukhari N., Zerrik E. Constrained optimal control of bilinear systems: Application to an HVAC system. 6th International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT). France. 2019. Pp. 1301–1306. DOI: 10.1109/CoDIT.2019.8820400

REFERENCES:

1. Pipal, A. S. & Taneja, A. (2023). Measurements of Indoor Air Quality. In: Aswal, D.K., Yadav, S., Takatsuji, T., Rachakonda, P., Kumar, H. (Eds) *Handbook of Metrology and Applications*. Springer, Singapore. DOI: https://doi.org/10.1007/978-981-19-1550-5_90-1
2. Pankratova, N. D., Bidyuk, P. I. & Golinko, I. M. (2020). Sintez mnogomernoi sistemi upravleniya dlya pretsizionnogo kompleksa iskusstvennogo mikroklimata [Multidimensional control system synthesis for a precision air-conditioner]. *Systemni doslidzhennia ta informatsiini tekhnologii – System research and information technologies*. Vol. 1. Pp. 7–20. DOI: <https://doi.org/10.20535/SRIT.2308-8893.2020.1.01> [in Ukrainian].
3. Yao, Y., Chen, J., Feng, J. & Wang, S. (2019). Modular modeling of air-conditioning system with state-space method and graph theory. *International Journal of Refrigeration*. V. 99. Pp. 9–23. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijrefrig.2018.11.040>.
- 4 He, Z. & Wang, Z. (2023). Prediction of Hourly PM2.5 and PM10 Concentrations in Chongqing City in China Based on Artificial Neural Network. *Aerosol and Air Quality Research*. Vol. 23, issue 6. DOI: 10.4209/aaqr.220448
5. Gao-wa, S., Zhen, Z., Jianchun, N., Linxiao, L., Han, A. & Zhili, Y. (2024) Using Artificial Neural Networks to Predict Indoor Particulate Matter and Tvoc Concentration in an Office Building: Energy and Built Environment. DOI: 10.1016/j.enbenv.2024.03.001.
6. Faqiry, M. N., Wang, L., Wu, H., Krishnamurthy, D. & Palmintier, B. (2018). ADP-based Home Energy Management System: A Case Study using DYNAMO. *2018 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM)*. USA. pp. 1–5. DOI: 10.1109/PESGM.2018.8585796
7. Wang, H., Chen, Y., Kang, J., Ding, Z. & Zhu, H. (2023). An XGBoost-Based predictive control strategy for HVAC systems in providing day-ahead demand response. *Building and Environment*. Vol. 238. 110350. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2023.110350>.
8. Wang, Y., Velswamy, K., Huang, B. (2017). A Long-Short Term Memory Recurrent Neural Network Based Reinforcement Learning Controller for Office Heating. *Ventilation and Air Conditioning Systems. Processes*. 5(3):46. DOI: <https://doi.org/10.3390/pr5030046>
9. Reyes Pérez, C. A., Iglesias Martínez, M. E., Guerra-Carmenate, J., Michinel Álvarez, H., Balvis, E., Giménez Palomares, F. & Fernández de Córdoba, P. (2023). Indoor Air Quality Analysis Using Recurrent Neural Networks: A Case Study of Environmental Variables. *Mathematics*. 11(24):4872. DOI: <https://doi.org/10.3390/math11244872>

10. Yatsenko, V. O., Kochkodan, O. I., Makarychev, M. V., Pashenkovska, I. S., Cheremnykh, O. S. & Sholokhov, O. V. (2014). Identyfikatsiia biliniinykh system ta keruvannia pokaznykamy Liapunova [Identification of bilinear system and control of Lyapunov exponents]. *Visnyk Kyivskoho natsionalnoho universytetu imeni Tarasa Shevchenka. Serii: Fizyko-matematychni nauky – Bulletin of Taras Shevchenko National University of Kyiv. Series Physics & Mathematics*. Vol. 4. pp. 247–250. Retrieved from: http://nbuv.gov.ua/UJRN/VKNU_fiz_mat_2014_4_46. [in Ukrainian].
11. Boukhari, N. El. & Zerrick, E. H. (2019). Constrained optimal control of bilinear systems: Application to an HVAC system. *6th International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT)*. France. pp. 1301–1306. DOI: 10.1109/CoDIT.2019.8820400