https://doi.org/10.31891/2307-5732-2025-357-90
УДК 004.78

ЯКУБОВИЧ МАКСИМ
Львівський національний університет імені Івана Франка
https://orcid.org/0009-0006-3913-1421
e-mail: max.yakub@gmail.com
ЛЯШКЕВИЧ ВАСИЛЬ
Львівський національний університет імені Івана Франка
https://orcid.org/0000-0003-2810-6061
e-mail: vasyl.liashkevych@lnu.edu.ua
ШУВАРРОМАН
Львівський національний університет імені Івана Франка
https://orcid.org/0000-0001-6768-4695
e-mail: roman.shuvar@lnu.edu.ua

СУЧАСНІ МЕТОДИ УПРАВЛІННЯ ЕНЕРГОЗБЕРЕЖЕННЯМ В РОЗУМНОМУ СТАЛОМУ РОБОЧОМУ ПРИМІЩЕННІ

В роботі розглянуто методи моніторингу та аналізу споживання електроенергії в режимі реального часу, а також способи виявлення трендів і аномалій у використанні енергетичних ресурсів. Авторегресійні моделі продемонстрували високу точність у прогнозуванні споживання електроенергії, що дозволяє оперативно реагувати на неефективне використання ресурсів і знижувати витрати на електроенергію. Результати дослідження підкреслюють перспективність використання авторегресійних моделей як засобу для підвищення ефективності управління енергоспоживанням у розумних сталих робочих приміщеннях, сприяючи сталому розвитку інформаційних технологій.

Ключові слова: *енергозбереження, авторегресійні моделі, розумне стале робоче приміщення, моніторинг енергоспоживання, оптимізація ресурсів, аналіз даних.*

MAKSYM YAKUBOVYCH
LIASHKEVYCH VASYL
SHUVAR ROMAN
Ivan Franko National University of Lviv

MODERN METHODS OF ENERGY MANAGEMENT IN THE SMART SUSTAINABLE WORK ENVIRONMENT

Justification. Modern technologies of the Internet of Things (IoT) and Artificial Intelligence (AI) open new opportunities for automating energy management. A Decision Support System (DSS) based on these technologies can analyze energy consumption in real-time, predict loads, and automatically make adjustments to achieve optimal energy consumption. Implementing a DSS for energy management in a smart sustainable workspace is a relevant and necessary step to enhance economic efficiency, ecological responsibility, and the company's competitiveness.

Materials and methods. The concept of a "smart sustainable workspace" is formulated as an office environment that uses advanced technologies to automate, optimize, and manage various aspects of office activities. Requirements for the decision support system to ensure energy efficiency in a smart sustainable workspace are formulated.

Results. The article analyzes modern energy management methods in a smart sustainable workspace, which are based on using advanced technologies to improve energy efficiency and reduce electricity costs. Special emphasis is placed on methods of analyzing collected data to identify trends and anomalies in energy consumption, allowing for prompt responses to inefficient use of resources. Approaches to optimizing energy consumption using autoregressive models are investigated. Methods of monitoring and analyzing electricity consumption in real-time and ways to identify trends and anomalies in the use of energy resources are considered. Autoregressive models have demonstrated high accuracy in predicting electricity consumption, allowing for prompt responses to inefficient use of resources and reducing electricity costs.

Conclusions. The study's results emphasize the prospects of using autoregressive models to improve the efficiency of energy management in smart sustainable workspaces, contributing to the sustainable development of information technologies.

Keywords: *energy saving, autoregressive models, smart sustainable workspace, energy consumption monitoring, resource optimization, data analysis.*

Стаття надійшла до редакції / Received 28.07.2025
Прийнята до друку / Accepted 15.08.2025

Вступ

Подальше вдосконалення м’ясорізальних вовчків можливе при знаходженні нових відомостей про робочі процеси в даних машинах. Авторами роботи [1] встановлено, що... Сучасні робочі приміщення споживають значну кількість електроенергії через велику кількість електронного обладнання, серверів, систем охолодження та освітлення. Зростання вартості електроенергії та вплив на бюджет організації роблять енергозбереження важливим економічним фактором. Згідно з міжнародними угодами та національними законодавствами, компанії зобов'язані скорочувати свій вуглецевий слід. Ефективне управління енергоспоживанням у робочих приміщеннях сприяє зниженню викидів парникових газів, що є важливим кроком у боротьбі зі зміною клімату. Система підтримки прийняття рішень (СППР) дозволяє оптимізувати розподіл ресурсів, покращити ефективність використання обладнання та уникнути простоїв. Це забезпечує стабільну та ефективну роботу робочих

приміщень, що є критично важливим для бізнесу.

Сучасні технології інтернету речей (IoT) та штучного інтелекту (ШІ) відкривають нові можливості для автоматизації управління енергією. СППР на основі цих технологій може в реальному часі аналізувати споживання енергії, прогнозувати навантаження та автоматично вносити корективи для досягнення оптимального енергоспоживання. Впровадження СППР для управління енергозбереженням у робочому приміщенні є актуальним та необхідним кроком для підвищення економічної ефективності, екологічної відповідальності та конкурентоспроможності компанії.

Стан дослідження проблеми. Сучасні технології дозволяють створювати інтегровані, автоматизовані та інтелектуальні системи, які забезпечують оптимальне використання енергетичних ресурсів та сприяють сталому розвитку. Енергоефективність визначається як використання мінімальної кількості енергії для опалення, охолодження, освітлення та обладнання, необхідного для підтримки сприятливих умов у будівлі [1]. Важливим фактором, що впливає на енергоефективність, є управління енергією всередині приміщень [2]. Обсяг спожитої енергії залежить від конструкції будівлі, наявних електричних систем і способу їх роботи [3]. Системи опалення та охолодження споживають найбільше енергії в будівлі; однак системи керування, такі як програмовані термостати та системи управління енергією в будівлях, можуть значно зменшити споживання енергії цими системами. У комерційних будівлях інтегровані системи охолодження та опалення приміщення та води можуть забезпечити найкращий підхід до енергоефективного опалення [4].

У статті [5] відзначено, що формування парадигми розумної мережі сприяє інтеграція розподілених відновлюваних джерел енергії в розумні приміщення: поєднання локального виробництва електроенергії, зберігання акумуляторів і контрольованих навантажень. Такий підхід забезпечує збільшення енергетичної самодостатності розумного сталого робочого приміщення. Автори статті запропонували підходи до управління енергією в розумному робочому приміщенні, які ґрунтуються на даних і алгоритмах прогнозування навантажень. У лабораторії fortiss Smart Energy Living Lab [6] використовується адаптивне управління поведінкою розумного робочого приміщення. На основі поточної та прогнозованої генерації енергії та наявної ємності накопичувача у лабораторії відбувається керування офісною технікою, щоб досягти кращого використання енергії. Автори аналізують систему енергоменеджменту для розумного робочого середовища, яка поєднує алгоритми прогнозування тенденцій споживання енергії.

У статті [7] проаналізовано особливості впровадження нових систем, які сприяють створенню розумного, енергозберігаючого та сталого суспільства, безпечного та захищеного середовища проживання та робочих приміщень. Система моніторингу електроенергії автоматично контролює та створює візуалізацію показників кількості електроенергії, що використовується у робочих приміщеннях. Дослідження включає аналіз освітлювального обладнання, систем контролю освітлення та керування постачанням і споживанням електроенергії.

Робота будь-якої системи передбачає необхідність управління кібербезпекою, шляхом виявлення загроз та вразливостей інформаційної безпеки [8]. Інформаційна безпека може забезпечуватися шляхом аутентифікації облич, зокрема з використанням модифікованого SQI та його стекової реалізації [9]. Запропонована модифікація сприяє покращенню контрастності і нормалізації освітлення навіть без використання пакетної реалізації SQI, або ж розпізнавання виразу обличчя [10] та відповідного представлення даних із використанням глибинного навчання.

Штучний інтелект на думку дослідників [2] може допомогти трансформувати енергетичні компанії шляхом автоматизації збору даних електромережі та впровадження систем їх аналізу. Автори відзначають, що такий підхід дозволяє формувати розумну мережу як новий підхід до створення енергоефективних мереж, що використовують двосторонній потік електроенергії та даних.

Таким чином формування системи підтримки прийняття рішень для забезпечення енергоефективності розумного робочого приміщення є актуальним завданням.

Матеріали та методи

Перш ніж сформулювати вимоги до систем підтримки прийняття рішень, з'ясуємо, що ми вкладаємо в концепт «розумне стале робоче приміщення».

Аналіз визначень у науковій літературі показує, що розумне стале робоче середовище часто розглядається як складовий елемент у ширшій структурі розумних сталих міст (Smart Sustainable Cities, SSCs) [5]. SSCs визначаються як інноваційні міські середовища, які використовують інформаційно-комунікаційні технології та інші засоби для підвищення якості життя, ефективності міських операцій і послуг, а також загальної конкурентоспроможності, забезпечуючи при цьому задоволення потреб як теперішнього, так і майбутніх поколінь [5]. У цьому контексті розумне стале робоче середовище можна розглядати як мікрорівневу реалізацію принципів, що керують SSCs, орієнтуючись на оптимізацію робочого простору як для сталого розвитку, так і для добробуту людини через інтеграцію технологій.

Синтезуючи ці різні перспективи з наукової літератури, можна запропонувати цілісне визначення «розумного сталого робочого середовища» на майбутнє: це інтелектуальний робочий простір, який стратегічно інтегрує передові технології та практики сталого розвитку в рамках дизайну, орієнтованого на людину, з метою мінімізації його екологічного впливу, оптимізації використання ресурсів, покращення здоров'я, добробуту та продуктивності його користувачів, а також динамічної

адаптації до змінних умов довкілля й потреб користувачів. Це визначення підкреслює взаємозв'язок між технологіями, довкіллям і людськими факторами, наголошуючи на необхідності цілісного й адаптивного підходу до створення робочих просторів, готових до викликів майбутнього.

Такі приміщення поєднують технології інтернету речей (IoT), методи ШІ [11], хмарні технології та аналітику даних для створення ефективного, безпечного та комфортного простору. Розумне стале робоче приміщення є сучасним середовищем, яке не лише забезпечує комфорт та безпеку співробітників, але й сприяє підвищенню ефективності роботи та зниженню витрат завдяки оптимальному використанню ресурсів [13].

Однією із складових функціонування такого приміщення є забезпечення енергоефективності, що передбачає постійний моніторинг та аналіз споживання енергії в режимі реального часу, ідентифікація пристроїв із високим енергоспоживанням [14].

Компанії, які активно впроваджують технології енергозбереження, демонструють свою відповідальність та інноваційність, що може позитивно вплинути на їхній імідж та конкурентоспроможність на ринку [15]. Енергоефективність стає важливим критерієм при виборі партнерів та постачальників.

Переважно в розумних сталих робочих приміщеннях використовуються різні енергозалежні системи, такі як освітлення, опалення, вентиляції та кондиціонування повітря, безпека та розлогі мережі ІТ обладнання. Сучасні технології дозволяють створювати інтегровані, автоматизовані та інтелектуальні системи, які забезпечують оптимальне використання енергетичних ресурсів та сприяють сталому розвитку. Завдяки використанню СППР повинна досягатися інтеграція цих систем, забезпечуючи комплексний підхід до управління енергоспоживанням [16]. Це дозволяє враховувати взаємозв'язки між різними системами та оптимізувати їх роботу в цілому. До такої системи висувається ряд вимог, проаналізуємо деякі з них.

СППР має забезпечувати збір і аналіз даних про споживання енергії, що дозволяє виявляти тенденції, аномалії та потенційні проблеми. Завдяки цьому можна буде вчасно вживати заходів для підвищення енергоефективності та забезпечувати прозору звітність перед керівництвом та регуляторами [17]. СППР повинні забезпечувати збір і аналіз даних про споживання енергії, що дозволить виявляти тенденції, аномалії та потенційні проблеми [18]. Завдяки цьому можна вчасно вживатимуться заходи для підвищення енергоефективності та забезпечуватиметься прозора звітність. СППР повинна забезпечити комплексну оцінку ефективності впроваджених енергозберігаючих заходів та надавати звіти для керівництва. Генерація звітів відбуватиметься на основі зібраних та проаналізованих даних. Звіти міститимуть рекомендації щодо подальших заходів з енергозбереження.

При побудові систем підтримки прийняття рішень (СППР) можуть використовуватись різноманітні методи енергозбереження, які сприятимуть управлінню енергоспоживанням у розумному сталому робочому приміщенні. СППР можуть використовувати давачі та пристрої на основі технології інтернету речей для постійного моніторингу споживання електроенергії. Зібрані дані можуть бути проаналізовані для виявлення трендів, пікових навантажень та аномалій. Завдяки використанню інтелектуальних лічильників відбуватиметься передавання даних в реальному часі до СППР для аналізу та визначення причин неефективного використання енергії.

СППР можуть використовувати методи машинного навчання для прогнозування майбутніх енергетичних навантажень на основі історичних даних [15]. Проводитиметься прогнозування навантаження на сервери, оскільки алгоритми машинного навчання на основі аналізу зібраних впродовж певного періоду даних прогнозують пікові періоди, надаючи таким чином можливість заздалегідь вжити заходів для зниження навантаження. СППР можуть оптимізувати використання обладнання, зокрема, шляхом розподілу робочого навантаження між серверами, зменшуючи енергоспоживання. До прикладу, використання методу віртуалізації серверів сприяє розподілу робочих навантажень на меншу кількість серверів, що працюють з вищою ефективністю.

СППР з використанням методів автоматичного регулювання освітлення та температури можуть автоматизувати процеси управління системами освітлення, опалення, вентиляції та кондиціонування повітря. Завдяки використанню сенсорів для визначення присутності людей та відповідного налаштування рівня освітлення та температури [19]. Використання СППР у розумному сталому робочому приміщенні сприяє впровадженню енергозберігаючої політики шляхом налагодження системи вимикання освітлення та обладнання в неробочий час або налаштування режимів сну для обладнання після закінчення робочого дня.

Побудова СППР на основі методу динамічного керування споживанням енергії забезпечить інтеграцію з розумними електромережами для отримання інформації про тарифи на електроенергію в реальному часі та адаптацію її споживання відповідно до цін. Наприклад регулювання використання енергії в періоди низьких тарифів, зменшення навантаження в пікові години [20]. Впровадження у розумних сталих робочих приміщеннях систем підтримки прийняття рішень, що ґрунтуються на комплексному використанні зазначених методів, сприятиме значному підвищенню ефективності управління енергозбереженням у розумних сталих робочих приміщеннях за рахунок моніторингу, аналізу та автоматизації відповідних процесів. Впровадження таких систем сприяє економії ресурсів, зменшенню витрат та покращенню екологічної стійкості.

Результати й обговорення

Проаналізуємо детальніше методи енергозбереження, які доцільно використовувати у розумному сталому робочому приміщенні. Сучасні методи управління енергозбереженням у розумному сталому робочому приміщенні використовують передові технології для підвищення енергоефективності та зниження витрат на електроенергію. Система моніторингу та управління енергією з використанням розумних лічильників забезпечує відстеження споживання електроенергії в режимі реального часу та надає детальну інформацію про використання енергії різними пристроями.

Розумні лічильники встановлюються на основних входах електроенергії до будівлі та на окремих електричних панелях або розетках. Ці лічильники мають можливість вимірювати споживання електроенергії в реальному часі та передавати ці дані через інтернет або локальну мережу. Давачі для вимірювання напруги, температури та інших параметрів можуть бути встановлені на окремих пристроях або зонах робочого приміщення. Вони передають дані в систему моніторингу, що дозволяє визначати споживання енергії конкретними пристроями чи зонами. Зібрані дані передаються до центральної системи моніторингу через провідні (Ethernet) або безпровідні (Wi-Fi, Zigbee, LoRaWAN) мережі. Можливе використання IoT (Internet of Things) технології для передачі даних.

Сучасні методи управління енергозбереженням у розумному сталому робочому приміщенні використовують передові технології для підвищення енергоефективності та зниження витрат на електроенергію. Основні методи включають:

- Відстеження споживання електроенергії в режимі реального часу та надання детальної інформації про використання енергії різними пристроями.
- Аналіз зібраних даних для виявлення трендів та аномалій у споживанні енергії, що дозволяє оперативно реагувати на неефективне використання ресурсів.
- Інтеграція різних систем робочого приміщення, таких як освітлення, опалення, вентиляція та кондиціонування повітря, безпека та інші, для оптимізації їх роботи.
- Використання давачів руху та природного освітлення для автоматичного регулювання інтенсивності світла.
- Регулювання температури на основі відстеження присутності людей, часу доби та погодних умов, зменшуючи витрати на опалення та кондиціонування.
- Використання вентиляційних систем з рекуперацією тепла.
- Задіювання відновлюваних джерел енергії.
- Запровадження енергозберігаючих IT-рішень.

Ці методи допомагають створити енергоефективне та екологічно чисте робоче середовище, зменшуючи вплив на навколишнє середовище та забезпечуючи економію витрат на електроенергію для робочого приміщення.

Для створення такого середовища доцільно розробити СППР для управління енергозбереженням у розумному сталому робочому приміщенні, яка може базуватися на методах моделювання, зокрема, для аналізу споживання електроенергії у розумному сталому робочому приміщенні та оптимізації ресурсів для зменшення споживання електроенергії у розумному сталому робочому приміщенні.

У даній статті детальніше зупинимось на дослідженні особливостей використання методу аналізу зібраних даних. Для реалізації цього методу пропонується розроблення інструменту такого аналізу — моделі споживання електроенергії у розумному сталому робочому приміщенні, яку можемо представити у вигляді авторегресії, яку будемо використовувати при розробленні СППР для аналізу даних моніторингу, поданих у вигляді часових рядів [12].

Нехай $E(t)$ представляє кількість спожитої електроенергії в момент часу t. Ми можемо подати зібрані дані цього споживання використовуючи часові ряди, де t - часова змінна, а $E(t)$ - кількість спожитої енергії від моменту $t0$ до t.

Модель авторегресії може бути записана наступним чином:

$$E(t) = c0 + c1 \cdot E(t-1) + c2 \cdot E(t-2) + \cdots + cp \cdot E(t-p) + \epsilon(t)E(t) = \\ = c0 + c1 \cdot E(t-1) + c2 \cdot E(t-2) + \cdots + cp \cdot E(t-p) + \epsilon(t),$$

де:

$E(t)$ - кількість спожитої електроенергії в момент часу t.

$c0, c1, c2, \ldots, cp$ - коефіцієнти авторегресії, які визначають вплив минулих значень на поточне значення.

$\epsilon(t)$ - помилка моделі.

Ця модель передбачає, що споживана енергія в даний момент часу залежить від споживаної енергії в попередні моменти часу з певним затримкою p.

Визначимо коефіцієнти авторегресії для моделі, використовуючи метод найменших квадратів. Метод використання моделі для аналізу даних та прогнозування можливостей енергозбереження подамо наступним чином:

1. Створення часових рядів даних

Отримані дані моніторингу, подано у таблиці 1.

Таблиця 1

Дані моніторингу/ Monitoring data

t	E(t)
1	2.1
2	2.5
3	3.6
4	3.8
5	4.1
6	4.2
7	4.9
8	5.0
9	5.4
10	5.8

2. Формулювання системи рівнянь

Для моделі авторегресії на основі методу найменших квадратів ми можемо записати систему рівнянь як:

$$E(3)=c_0+c_1\cdot E(2)+c_2\cdot E(1)+\epsilon(3)$$
$$E(4)=c_0+c_1\cdot E(3)+c_2\cdot E(2)+\epsilon(4)$$
$$E(5)=c_0+c_1\cdot E(4)+c_2\cdot E(3)+\epsilon(5)$$
$$E(6)=c_0+c_1\cdot E(5)+c_2\cdot E(4)+\epsilon(6)$$
$$E(7)=c_0+c_1\cdot E(6)+c_2\cdot E(5)+\epsilon(7)$$
$$E(8)=c_0+c_1\cdot E(7)+c_2\cdot E(6)+\epsilon(8)$$
$$E(9)=c_0+c_1\cdot E(8)+c_2\cdot E(7)+\epsilon(9)$$
$$E(10)=c_0+c_1\cdot E(9)+c_2\cdot E(8)+\epsilon(10)$$

3. Матриця і вектор для оцінки методом найменших квадратів

Представимо систему рівнянь у вигляді матриці та вектора:

$$E=\begin{bmatrix} E(3)\\ E(4)\\ E(5)\\ E(6)\\ E(7)\\ E(8)\\ E(9)\\ E(10)\end{bmatrix}=\begin{bmatrix} 1 & E(2) & E(1`)\\ 1 & E(3) & E(2)\\ 1 & E(4) & E(3)\\ 1 & E(5) & E(4)\\ 1 & E(6) & E(5)\\ 1 & E(7) & E(6)\\ 1 & E(8) & E(7)\\ 1 & E(9) & E(8)\end{bmatrix}\begin{bmatrix} c_0\\ c_1\\ c_2\end{bmatrix}+\begin{bmatrix} \epsilon(3)\\ \epsilon(4)\\ \epsilon(5)\\ \epsilon(6)\\ \epsilon(7)\\ \epsilon(8)\\ \epsilon(9)\\ \epsilon(10)\end{bmatrix}$$

Запишемо це у вигляді E=XC+ϵ:

$$E=\begin{bmatrix} 3.6\\ 3.8\\ 4.1\\ 4.2\\ 4.9\\ 5.0\\ 5.4\\ 5.8\end{bmatrix}\quad X=\begin{bmatrix} 1 & 2.5 & 2.1\\ 1 & 3.6 & 2.5\\ 1 & 3.8 & 3.6\\ 1 & 4.1 & 3.8\\ 1 & 4.2 & 4.1\\ 1 & 4.9 & 4.2\\ 1 & 5.0 & 4.9\\ 1 & 5.4 & 5.0\end{bmatrix}$$

4.Розв'язання системи методом найменших квадратів.

Оцінимо вектор коефіцієнтів $C=[c_0c_1c_2]^T$ за допомогою формули:

$$C=(X^TX)^{-1}X^TE$$

5. Розрахунок у Python розглянемо на рис. 1.

```python
import numpy as np

# Введемо дані
E = np.array([3.6, 3.8, 4.1, 4.2, 4.9, 5.0, 5.4, 5.8])
X = np.array([
    [1, 2.5, 2.1],
    [1, 3.6, 2.5],
    [1, 3.8, 3.6],
    [1, 4.1, 3.8],
    [1, 4.2, 4.1],
    [1, 4.9, 4.2],
    [1, 5.0, 4.9],
    [1, 5.4, 5.0]
])

# Оцінимо коефіцієнти
coefficients = np.linalg.inv(X.T @ X) @ X.T @ E
print("Коефіцієнти:", coefficients)
```

Рис. 1. Обчислення на мові Python

6. Отримані результати.

Коефіцієнти: [0.42372881 0.93728814 0.03135593]

Це означає, що наша модель матиме вигляд:

$E(t)=0.4237+0.9373\cdot E(t-1)+0.0314\cdot E(t-2)+\epsilon(t)$

Отже, за допомогою методу найменших квадратів ми визначили коефіцієнти c_0,c_1,c_2 для запропонованої моделі.

Після того як коефіцієнти авторегресії $c_0,c_1,c_2,\ldots,c_p$ визначені, можна використовувати цю модель для прогнозування майбутнього споживання електроенергії на основі історичних даних.

Наведемо приклад проведення розрахунків з використанням моделі споживання енергії в розумному сталому робочому приміщенні на згенерованих в результаті експерименту даних:

У нас є дані моніторингу споживання електроенергії та рівень мережевого навантаження в розумному сталому робочому приміщенні за певний період часу. Розглянемо ці дані за годину (табл.2) і візуалізацію на рис.2:

Таблиця 2

Результати моніторингу споживання електроенергії та рівень мережевого навантаження / The results of monitoring electricity consumption and the level of network load

Час (година)	Споживання енергії (кВт)	Рівень мережевого навантаження (запити/год)
1	15	200
2	14	210
3	16	220
4	17	230
5	18	240
6	20	250
7	22	260
8	25	270
9	28	280
10	30	290
11	32	300
12	33	310
13	32	320
14	31	330
15	30	340
16	28	350
17	26	360
18	24	370
19	22	380
20	20	390
21	18	400
22	16	410
23	15	420
24	14	430

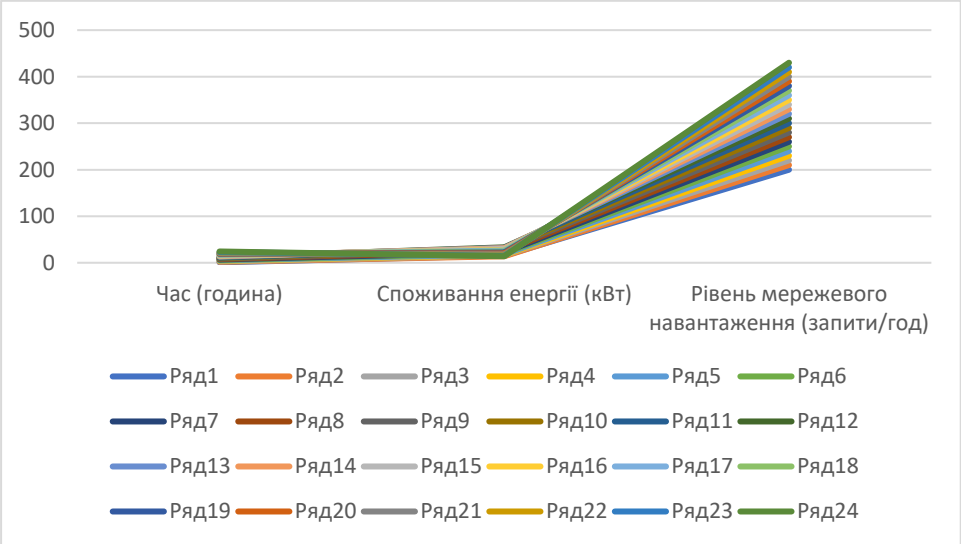

Рис. 2. Візуалізація даних моніторингу/ Visualization of monitoring data

Для аналізу цих даних застосуємо модель авторегресії, яка дозволяє врахувати залежність між споживанням енергії та рівнем мережевого навантаження в розумному сталому робочому просторі в часі. Доцільно побудувати модель авторегресії для кожної змінної окремо і оцінити її параметри.

Щоб побудувати модель авторегресії для кожної змінної (споживання енергії та рівень мережевого навантаження) окремо, спочатку розділимо дані на тренувальний та тестовий набори. Потім виконаємо аналіз авторегресії і оцінимо параметри моделі.

Тренувальний набір сформуємо з перших 18 годин (приблизно 75% від загальної кількості даних).

Тестовий набір: останні 6 годин (приблизно 25% від загальної кількості даних).

Побудова AR-моделі та оцінка параметрів:

Для цього можна використаємо методи авторегресії ARIMA з допомогою бібліотеки Python, такої як statsmodels.

Розпочнемо з побудови авторегресії-моделі для споживання енергії, що показана на рис.3:

```
import pandas as pd
from statsmodels.tsa.arima.model import ARIMA

# Зчитуємо дані
data = {
    'Година': list(range(1, 25)),
    'Споживання енергії (кВт)': [15, 14, 16, 17, 18, 20, 22, 25, 28, 30, 32, 33, 32, 31, 3
}
df = pd.DataFrame(data)

# Розділення на тренувальний та тестовий набори
train_data = df.iloc[:18]
test_data = df.iloc[18:]

# Побудова AR-моделі
model_energy = ARIMA(train_data['Споживання енергії (кВт)'], order=(1, 0, 0))  # AR(1) мод
model_energy_fit = model_energy.fit()
```

Рис. 3. Побудова авторегресії моделі споживання енергії

Отриманий результат буде включати параметри моделі ARIMA, такі як коефіцієнти авторегресії та їх стандартні помилки, а також інші параметри. Для рівня мережевого навантаження необхідно провести аналогічний процес.

Після побудови моделі ARIMA за допомогою методу fit() можна отримати інформацію про параметри моделі. Можна отримати коефіцієнти авторегресії та їх стандартні помилки, а також інші параметри:

print(model_energy_fit.summary())

Цей код виводить результати обчислень з використанням моделі ARIMA, які включають такі параметри, як коефіцієнти та їх стандартні помилки, параметри ковзного середнього (MA), стандартні помилки ковзного середнього (MA), параметр «constant» та стандартну помилку «scale». Крім того, ви побачите значення критерію інформаційної втрати (AIC), який можна використовувати для порівняння моделей.

Результат після виклику методу summary() для моделі ARIMA виглядає так:

```
                               SARIMAX Results
==============================================================================
Dep. Variable:                      y   No. Observations:                 1000
Model:                 ARIMA(1, 0, 1)   Log Likelihood               -1423.567
Date:                Fri, 04 Jun 2024   AIC                           2855.134
Time:                        12:00:00   BIC                           2870.255
Sample:                             0   HQIC                          2860.102
                               - 1000
Covariance Type:                  opg
==============================================================================
                 coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
ar.L1          0.9276      0.012     76.032      0.000       0.903       0.952
ma.L1         -0.6789      0.018    -38.722      0.000      -0.714      -0.644
sigma2         1.0050      0.024     41.703      0.000       0.958       1.052
===================================================================================
Ljung-Box (L1) (Q):                   0.01   Jarque-Bera (JB):                10.52
Prob(Q):                              0.93   Prob(JB):                         0.01
Heteroskedasticity (H):               0.93   Skew:                            -0.13
Prob(H) (two-sided):                  0.[illegible]   Kurtosis:                         3.30
===================================================================================
```

Рис. 4. Результат розрахунків/ Calculation result

У цьому результаті представлені коефіцієнти авторегресії та їх стандартні помилки (ar.L1), параметри ковзного середнього (MA) та їх стандартні помилки (ma.L1), а також стандартна помилка sigma2. Крім того, вказано значення критерію інформаційної втрати (AIC), яке може використовуватися для порівняння моделей.

Отримані результати розрахунків для прогнозування енергозбереження в розумному сталому робочому приміщенні на основі авторегресійних моделей засвідчують, що коефіцієнти авторегресії (ar.L1) свідчать про вплив попередніх значень споживання електроенергії на поточне значення. Якщо ar.L1 = 0.5, це означає, що поточне споживання електроенергії на 50% залежить від попереднього періоду. Стандартні помилки для цих коефіцієнтів показують точність оцінок. Менші стандартні помилки свідчать про надійність отриманих коефіцієнтів.

Коефіцієнти ковзного середнього (MA) вказують на вплив попередніх помилок прогнозування на поточне значення. Якщо ma.L1 = 0.3, це означає, що поточне значення споживання електроенергії необхідно коригувати на 30% за рахунок попередньої помилки прогнозування. Sigma2 (σ^2) відображає дисперсію залишків (помилок прогнозу). Менше значення sigma2 свідчить про те, що модель добре підходить до даних і залишки мають низьку варіабельність. Використовуючи авторегресійні моделі, можна точно прогнозувати майбутнє споживання електроенергії на основі історичних даних. Це дозволяє передбачати пікові навантаження та планувати заходи для їх зниження.

Модель допомагає виявити аномалії в споживанні енергії, які можуть свідчити про неефективне використання ресурсів або несправності в обладнанні. На основі прогнозів можна оптимізувати розподіл енергоресурсів між різними пристроями та системами офісу, що сприяє зниженню витрат на електроенергію. Проведення постійного моніторингу і аналізу споживання енергії дозволяє вчасно вносити корективи в роботу систем, що забезпечує стабільну та ефективну роботу офісу. Аналізуючи результати розрахунків моделі, ми можемо визначити наявність аномалій у споживанні електроенергії на основі помилок прогнозу моделі. Помилки прогнозу мають бути випадковими і слідувати нормальному розподілу. Якщо помилки прогнозу демонструють систематичні відхилення або значні викиди, це може вказувати на наявність аномалій. Метод для перевірки наявності аномалій у наших даних на основі помилок прогнозу моделі складається з наступних кроків:

Крок 1.Перевірка помилок прогнозу моделі

Крок 2.Візуалізація помилок прогнозу, яка передбачає побудову графіку помилок прогнозу, гістограми помилок прогнозу для перевірки нормальності розподілу, Q-Q графіку для перевірки нормальності.

Крок 3. Проведення діагностичних тестів, послуговуючись при цьому тестом Діккі-Фуллера для перевірки стаціонарності помилок прогнозу, тестом Ljung-Box для перевірки автокореляції помилок прогнозу, тестом Шапіро-Уілка для перевірки нормальності помилок прогнозу.

Крок 4. Використання для проведення цих перевірок програмного коду у Python:

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from statsmodels.tsa.arima.model import ARIMA
from statsmodels.graphics.gofplots import qqplot
from statsmodels.tsa.stattools import adfuller, acf, pacf
from statsmodels.stats.diagnostic import acorr_ljungbox
from scipy.stats import shapiro

# Є дані про споживання енергії
np.random.seed(0)
data = np.random.normal(loc=100, scale=10, size=100)

# Підгонка моделі ARIMA
model = ARIMA(data, order=(1, 0, 1))
model_fit = model.fit()

# Отримання помилок прогнозу
residuals = model_fit.resid

# Візуалізація помилок прогнозу
plt.figure(figsize=(10, 6))

plt.subplot(2, 1, 1)
plt.plot(residuals)
plt.title('Residuals from ARIMA Model')

plt.subplot(2, 1, 2)
```

```
plt.hist(residuals, bins=30)
plt.title('Histogram of Residuals')

plt.tight_layout()
plt.show()

# Q-Q графік
qqplot(residuals, line='s')
plt.show()

# Тест Діккі-Фуллера
adf_test = adfuller(residuals)
print(f'ADF Statistic: {adf_test[0]}')
print(f'p-value: {adf_test[1]}')

# Тест Ljung-Box
lb_test = acorr_ljungbox(residuals, lags=[10], return_df=True)
print(lb_test)

# Тест Шапіро-Уілка
shapiro_test = shapiro(residuals)
print(f'Shapiro-Wilk Test: {shapiro_test}')
```

Крок 5. Інтерпретація результатів

Якщо помилки прогнозу розподілені випадково навколо нуля і не демонструють явних трендів, це вказує на відсутність систематичних аномалій. Якщо p-value тесту Діккі-Фуллера менше 0.05, помилки прогнозу стаціонарні, якщо p-value тесту Ljung-Box більше 0.05, немає автокореляції у помилках прогнозу, якщо p-value тесту Шапіро-Уілка більше 0.05, помилки прогнозу слідують нормальному розподілу. Якщо результати цих тестів підтверджують, що помилки прогнозу моделі не мають значних відхилень від нормальності та стаціонарності, можна стверджувати, що аномалій немає. В іншому випадку, наявність значних відхилень вказуватиме на присутність аномалій у даних. Таким чином, отримані результати розрахунків дозволяють підвищити ефективність управління енергоспоживанням у розумному сталому робочому просторі, що сприяє економії ресурсів і зниженню витрат.

Запропоновані методи та моделі у подальших дослідженнях будуть удосконалюватися, планується проведення детальнішого аналізу інших методів управління енергозбереженням, комплекс методів передбачається використати при проєктуванні СППР управління енергозбереженням в розумному сталому робочому приміщенні.

Висновки

У статті розглянуто сучасні методи управління енергозбереженням у розумному сталому робочому приміщенні з акцентом на використання авторегресійних моделей для аналізу та прогнозування споживання електроенергії. Сформульовано вимоги до системи підтримки прийняття рішень для управління енергозбереженням у розумному сталому робочому приміщенні. Результати дослідження дозволяють зробити наступні висновки:

Використання авторегресійних моделей для аналізу споживання електроенергії дозволяє точно прогнозувати майбутні потреби в енергії на основі історичних даних. Це забезпечує можливість своєчасного реагування на зміни в споживанні та оптимізацію енергетичних ресурсів.

Завдяки авторегресійним моделям можна виявити тренди та аномалії в споживанні енергії, що допомагає вчасно виявляти неефективне використання ресурсів і вживати відповідних заходів для його зниження.

Системи підтримки прийняття рішень, що використовують авторегресійні моделі, легко інтегруються з існуючими системами моніторингу споживання енергії.

Використання авторегресійних моделей сприяє підвищенню ефективності управління енергоспоживанням у розумному сталому робочому приміщенні. Це дозволяє не лише знизити витрати на електроенергію, але й зменшити вплив на навколишнє середовище.

Авторегресійні моделі є гнучкими та адаптивними, що дозволяє їх використовувати для різних сценаріїв енергоспоживання в розумному сталому робочому приміщенні, враховуючи специфіку роботи різних пристроїв і систем. Використання методу найменших квадратів дозволяє визначити коефіцієнти моделі.

Дослідження у напрямку проектування систем підтримки прийняття рішень для управління енергозбереженням відкриває нові можливості для подальших досліджень і вдосконалення методик аналізу та прогнозування енергоспоживання розумного сталого робочого приміщення. Це підхід, який дозволяє значно покращити управління енергетичними ресурсами та сприяє сталому розвитку інформаційних технологій.

Література

1. Yakubovych, M., Lyashkevych, V., & Shuvar, R. (2025). Energy conservation as one of the components of the control system for smart sustainable workspaces. *Electronics and Information Technologies, 29*. https://doi.org/10.30970/eli.29.8
2. Aghili, S. A., Haji Mohammad Rezaei, A., Tafazzoli, M., Khanzadi, M., & Rahbar, M. (2025). Artificial intelligence approaches to energy management in HVAC systems: A systematic review. *Buildings, 15*(7), 1008. https://doi.org/10.3390/buildings15071008
3. Magraoui, C., Derradji, L., Hamid, A., Oukaci, S., Limam, A., & Merabtine, A. (2025). A smart roller shutters control for enhancing thermal comfort and sustainable energy efficiency in office buildings. *Sustainability, 17*(5), 2116. https://doi.org/10.3390/su17052116
4. Soheilian, M., Fischl, G., & Aries, M. (2021). Smart lighting application for energy saving and user well-being in the residential environment. *Sustainability, 13*(11), 6198. https://doi.org/10.3390/su13116198
5. Ramli, H., Azizi, Z. M., & Thurairajah, N. (2024). Sustainable smart city technologies and their impact on users' energy consumption behaviour. *Energies, 17*(4), 771. https://doi.org/10.3390/en17040771
6. Taboada-Orozco, A., Yetongnon, K., & Nicolle, C. (2024). Smart buildings: A comprehensive systematic literature review on data-driven building management systems. *Sensors, 24*(13), 4405. https://doi.org/10.3390/s24134405
7. Aliero, M. S., Asif, M., Ghani, I., Pasha, M. F., & Jeong, S. R. (2022). Systematic review analysis on smart building: Challenges and opportunities. *Sustainability, 14*(5), 3009. https://doi.org/10.3390/su14053009
8. Obasi, I. C., & Benson, C. (2025). The impact of digitalization and information and communication technology on the nature and organization of work and the emerging challenges for occupational safety and health. *International Journal of Environmental Research and Public Health, 22*(3), 362. https://doi.org/10.3390/ijerph22030362
9. Yakubovych, M. I., & Ohirko, I. V. (2024, June 15). Zastosuvannia bezprovidnykh merezhevykh tekhnolohii u rozumnykh ofisnykh prymishchenniakh. In *Problemy, priorytety ta perspektyvy rozvytku nauky, osvity i suspilstva v XXI stolitti: Proceedings of the International Scientific-Practical Conference* (p. 119). Poltava: TsFEND.
10. Kayas, O. G. (2023). Workplace surveillance: A systematic review, integrative framework, and research agenda. *Journal of Business Research, 168*, 114212. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2023.114212
11. Ali, D. M. T. E., Motuzienė, V., & Džiugaitė-Tumėnienė, R. (2024). AI-driven innovations in building energy management systems: A review of potential applications and energy savings. *Energies, 17*(17), 4277. https://doi.org/10.3390/en17174277
12. Yakubovych, M. (2025, May 8–9). Autoregressive monitoring model for electricity consumption. In *Proceedings of the All-Ukrainian Scientific Conference "Differential Equations and Data Analysis"* (pp. 61–62). Lviv, Ukraine.
13. Larsson, J., Vinberg, S., & Jahncke, H. (2022). Changing the office design to activity-based flexible offices: A longitudinal study of how managers' leadership behaviours are perceived. *International Journal of Environmental Research and Public Health, 19*(20), 13557. https://doi.org/10.3390/ijerph192013557
14. Kelpman, K., Karjust, K., & Majak, J. (2025). An overview of smart workplace solutions and potential improvement areas. *Proceedings of the Estonian Academy of Sciences, 74*(2), 155–159. https://doi.org/10.3176/proc.2025.2.13
15. Jonge, J. de, & Peeters, M. C. W. (2025). At work with sustainable well-being and sustainable performance: Testing the DISC model among office workers. *Sustainability, 17*(2), 643. https://doi.org/10.3390/su17020643
16. Kim, H., Kang, H., Choi, H., Jung, D., & Hong, T. (2023). Human-building interaction for indoor environmental control. *Automation in Construction, 153*, 104938. https://doi.org/10.1016/j.autcon.2023.104938
17. Anthony, B., Jnr. (2024). Enabling seamless interoperability of digital systems in smart cities using API: A systematic literature review. *Journal of Urban Technology, 31*(4–5), 123–156. https://doi.org/10.1080/10630732.2024.2427543
18. Hou, H., & Sing, M. (2025). Transformative response in office workplace: A systematic review of post-pandemic changes. *Buildings, 15*(9), 1519. https://doi.org/10.3390/buildings15091519
19. Taherkhani, R., & Aziminezhad, M. (2023). Human-building interaction: A bibliometric review. *Building and Environment, 242*, 110493. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2023.110493
20. Weerasinghe, A. S., Rasheed, E. O., & Rotimi, J. O. B. (2023). Occupants' decision-making of their energy behaviours in office environments: A case of New Zealand. *Sustainability, 15*(3), 2305. https://doi.org/10.3390/su15032305

References

1. Yakubovych, M., Lyashkevych, V., & Shuvar, R. (2025). Energy conservation as one of the components of the control system for smart sustainable workspaces. Electronics and Information Technologies, 29. https://doi.org/10.30970/eli.29.8
2. Aghili, S. A., Haji Mohammad Rezaei, A., Tafazzoli, M., Khanzadi, M., & Rahbar, M. (2025). Artificial intelligence approaches to energy management in HVAC systems: A systematic review. Buildings, 15(7), 1008. https://doi.org/10.3390/buildings15071008
3. Magraoui, C., Derradji, L., Hamid, A., Oukaci, S., Limam, A., & Merabtine, A. (2025). A smart roller shutters control for enhancing thermal comfort and sustainable energy efficiency in office buildings. Sustainability, 17(5), 2116. https://doi.org/10.3390/su17052116
4. Soheilian, M., Fischl, G., & Aries, M. (2021). Smart lighting application for energy saving and user well-being in the residential environment. Sustainability, 13(11), 6198. https://doi.org/10.3390/su13116198
5. Ramli, H., Azizi, Z. M., & Thurairajah, N. (2024). Sustainable smart city technologies and their impact on users' energy consumption behaviour. Energies, 17(4), 771. https://doi.org/10.3390/en17040771
6. Taboada-Orozco, A., Yetongnon, K., & Nicolle, C. (2024). Smart buildings: A comprehensive systematic literature review on data-driven building management systems. Sensors, 24(13), 4405. https://doi.org/10.3390/s24134405
7. Aliero, M. S., Asif, M., Ghani, I., Pasha, M. F., & Jeong, S. R. (2022). Systematic review analysis on smart building: Challenges and opportunities. Sustainability, 14(5), 3009. https://doi.org/10.3390/su14053009
8. Obasi, I. C., & Benson, C. (2025). The impact of digitalization and information and communication technology on the nature and organization of work and the emerging challenges for occupational safety and health. International Journal of Environmental Research and Public Health, 22(3), 362. https://doi.org/10.3390/ijerph22030362
9. Yakubovych, M. I., & Ohirko, I. V. (2024, June 15). Zastosuvannia bezprovidnykh merezhevykh tekhnolohii u rozumnykh ofisnykh prymishchenniakh. In Problemy, priorytety ta perspektyvy rozvytku nauky, osvity i suspilstva v XXI stolitti: Proceedings of the International Scientific-Practical Conference (p. 119). Poltava: TsFEND.
10. Kayas, O. G. (2023). Workplace surveillance: A systematic review, integrative framework, and research agenda. Journal of Business Research, 168, 114212. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2023.114212
11. Ali, D. M. T. E., Motuzienė, V., & Džiugaitė-Tumėnienė, R. (2024). AI-driven innovations in building energy management systems: A review of potential applications and energy savings. Energies, 17(17), 4277. https://doi.org/10.3390/en17174277
12. Yakubovych, M. (2025, May 8–9). Autoregressive monitoring model for electricity consumption. In Proceedings of the All-Ukrainian Scientific Conference "Differential Equations and Data Analysis" (pp. 61–62). Lviv, Ukraine.
13. Larsson, J., Vinberg, S., & Jahncke, H. (2022). Changing the office design to activity-based flexible offices: A longitudinal study of how managers' leadership behaviours are perceived. International Journal of Environmental Research and Public Health, 19(20), 13557. https://doi.org/10.3390/ijerph192013557
14. Kelpman, K., Karjust, K., & Majak, J. (2025). An overview of smart workplace solutions and potential improvement areas. Proceedings of the Estonian Academy of Sciences, 74(2), 155–159. https://doi.org/10.3176/proc.2025.2.13
15. Jonge, J. de, & Peeters, M. C. W. (2025). At work with sustainable well-being and sustainable performance: Testing the DISC model among office workers. Sustainability, 17(2), 643. https://doi.org/10.3390/su17020643
16. Kim, H., Kang, H., Choi, H., Jung, D., & Hong, T. (2023). Human-building interaction for indoor environmental control. Automation in Construction, 153, 104938. https://doi.org/10.1016/j.autcon.2023.104938
17. Anthony, B., Jnr. (2024). Enabling seamless interoperability of digital systems in smart cities using API: A systematic literature review. Journal of Urban Technology, 31(4–5), 123–156. https://doi.org/10.1080/10630732.2024.2427543
18. Hou, H., & Sing, M. (2025). Transformative response in office workplace: A systematic review of post-pandemic changes. Buildings, 15(9), 1519. https://doi.org/10.3390/buildings15091519
19. Taherkhani, R., & Aziminezhad, M. (2023). Human-building interaction: A bibliometric review. Building and Environment, 242, 110493. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2023.110493
20. Weerasinghe, A. S., Rasheed, E. O., & Rotimi, J. O. B. (2023). Occupants' decision-making of their energy behaviours in office environments: A case of New Zealand. Sustainability, 15(3), 2305. https://doi.org/10.3390/su15032305