

УДК 620.9:697:681.5:004.855

[https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-8\(49\)-1262-1280](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-8(49)-1262-1280)

Горячев Георгій Володимирович кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри системного аналізу та інформаційних технологій (САІТ), факультет інтелектуальних інформаційних технологій та автоматизації (ФІТА), Вінницький національний технічний університет (ВНТУ), м. Вінниця, <https://orcid.org/0009-0005-1018-5154>

Громик Андрій Петрович кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри інформаційних технологій, фізико-математичних та безпекових дисциплін, факультет енергетики та інформаційних технологій, Заклад вищої освіти «Подільський державний університет», м. Кам'янець-Подільський, <https://orcid.org/0000-0003-3071-9756>

Ткачук Роман Олегович асистент кафедри кібербезпеки та програмного забезпечення, Центральноукраїнський національний технічний університет, м. Кропивницький, <https://orcid.org/0000-0002-1984-0419>

АДАПТИВНЕ УПРАВЛІННЯ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯМ РОЗУМНОГО БУДИНКУ НА ОСНОВІ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Анотація. Актуальність дослідження зумовлена зростанням потреби у впровадженні інтелектуальних систем управління енергоспоживанням у розумних будинках в умовах глобальних викликів енергоефективності, підвищення вартості електроенергії та необхідності інтеграції відновлюваних джерел енергії. Встановлено, що традиційні методи управління, засновані на фіксованих сценаріях або програмованих алгоритмах, не забезпечують достатньої гнучкості й точності реагування на динамічні зміни зовнішніх умов та поведінкових факторів користувачів, що обмежує їхню ефективність.

Мета статті полягає у створенні концептуальної та алгоритмічної моделі адаптивного управління енергоспоживанням розумного будинку з використанням нейронних мереж, яка враховує зовнішні та внутрішні динамічні фактори з метою оптимізації витрат енергії та підвищення загальної ефективності системи.

Методологія дослідження базується на застосуванні методів системного аналізу, порівняльного огляду сучасних технологій управління енергоспоживанням, а також на моделюванні архітектури нейронних мереж із подальшою оцінкою їх потенціалу у прогнозуванні та оптимізації енергетичних

потоків. Досліджено ключові параметри та вхідні дані, що впливають на точність прогнозування, сформульовано вимоги до алгоритмів навчання та адаптації моделей.

Результати дослідження показали, що нейронні мережі мають потенціал для суттєвого підвищення ефективності управління енергоспоживанням за рахунок прогнозування навантажень, формування індивідуальних сценаріїв роботи енергетичних підсистем і розподілу ресурсів у режимі реального часу. Виявлено переваги нейронних моделей над традиційними системами, зокрема щодо зниження пікових навантажень та підвищення ефективності використання відновлюваної енергії. Наукова новизна полягає у розробленні концептуальної моделі адаптивного управління енергоспоживанням на основі нейронної мережі з інтеграцією даних про мікроклімат, поведінкові патерни користувачів та динамічні тарифи. Обґрунтовано, що використання комплексного підходу до збору та аналізу даних дозволяє формувати гнучкі стратегії управління, здатні адаптуватися до змінних умов середовища.

У висновках зазначено, що впровадження розробленої моделі є перспективним напрямом розвитку інтелектуальних систем енергоспоживання, оскільки забезпечує можливість глибшої автоматизації та підвищення економічної ефективності.

Перспективи подальших досліджень пов'язані з оптимізацією алгоритмів самонавчання, створенням гібридних рішень, що поєднують нейромережеві та статистичні методи, а також із розробленням протоколів кіберзахисту та масштабованих архітектур для інтеграції у середовищі smart-grid.

Ключові слова: енергоефективність, прогнозування навантажень, оптимізація ресурсів, штучний інтелект, розподілені системи, смарт-мережі, автоматизоване керування.

Goryachev Georgii PhD in Engineering, Associate Professor, Department of System Analysis and Information Technologies (SAIT), Faculty of Intellectual Information Technologies and Automation (FIITA), Vinnytsia National Technical University (VNTU), Vinnytsya, <https://orcid.org/0009-0005-1018-5154>

Hromyk Andrii PhD in Engineering, Associate Professor, Department of Information Technology, Physical, Mathematical and Civil Defence Disciplines, Faculty of Energy and Information Technology, Podillia State University, Kamianets-Podilskyi, <https://orcid.org/0000-0003-3071-9756>

Tkachuk Roman Assistant Lecturer, Department of Cybersecurity and Software, Central Ukrainian National Technical University, Kropyvnytskyi, <https://orcid.org/0000-0002-1984-0419>

ADAPTIVE ENERGY CONSUMPTION MANAGEMENT IN SMART HOMES BASED ON NEURAL NETWORKS

Abstract. The relevance of the study is determined by the growing need for the implementation of intelligent energy management systems in smart homes in the context of global energy efficiency challenges, rising electricity costs, and the need to integrate renewable energy sources. It has been established that traditional control methods based on fixed scenarios or programmable algorithms do not provide sufficient flexibility and accuracy in responding to dynamic changes in external conditions and user behavior factors, which limits their effectiveness.

The aim of this article is to create a conceptual and algorithmic model of adaptive energy consumption management for smart buildings using neural networks, which takes into account external and internal dynamic factors in order to optimize energy consumption and improve the overall efficiency of the system.

The research methodology is based on the application of system analysis methods, a comparative review of modern energy consumption management technologies, as well as the modeling of neural network architectures with subsequent evaluation of their potential in forecasting and optimizing energy flows. The key parameters and input data that affect the accuracy of forecasting have been investigated, and requirements for training algorithms and model adaptation have been formulated.

The research results showed that neural networks have the potential to significantly improve energy consumption management efficiency by forecasting loads, forming individual scenarios for the operation of energy subsystems, and distributing resources in real time. The advantages of neural models over traditional systems have been identified, in particular with regard to reducing peak loads and increasing the efficiency of renewable energy use.

The scientific novelty lies in the development of a conceptual model of adaptive energy consumption management based on a neural network with the integration of microclimate data, user behavior patterns, and dynamic tariffs. It has been proven that the use of a comprehensive approach to data collection and analysis allows the formation of flexible management strategies capable of adapting to changing environmental conditions.

The conclusions indicate that the implementation of the developed model is a promising direction for the development of intelligent energy consumption systems, as it provides the possibility of deeper automation and increased economic efficiency.

Prospects for further research are related to the optimization of self-learning algorithms, the creation of hybrid solutions combining neural network and statistical methods, and the development of cyber security protocols and scalable architectures for integration into smart grid environments.

Keywords: energy efficiency, load forecasting, resource optimization, artificial intelligence, distributed systems, smart grids, automated control.

Постановка проблеми. Сучасний розвиток інтелектуальних систем управління енергоспоживанням у розумних будинках зумовлений зростаючими вимогами до енергоефективності та раціонального використання ресурсів в умовах глобальної енергетичної кризи та переходу до концепції сталого розвитку. Традиційні методи управління енергією, засновані на фіксованих алгоритмах або попередньо визначених сценаріях, не забезпечують достатнього рівня гнучкості та адаптивності в умовах стрімких змін зовнішніх та внутрішніх чинників, таких як коливання цін на електроенергію, зміни погодних умов чи поведінкові патерни користувачів. Це зумовлює необхідність впровадження інтелектуальних технологій, зокрема нейронних мереж, які здатні навчатися на основі великих обсягів даних і прогнозувати оптимальні режими роботи енергосистеми будинку.

Застосування нейронних мереж відкриває можливості для автоматизованого формування енергетичних стратегій у режимі реального часу, що сприяє зниженню пікових навантажень на мережу, підвищенню ефективності використання альтернативних джерел енергії та забезпеченню економії ресурсів. Наукова значущість проблеми полягає в необхідності створення математичних моделей і алгоритмів, здатних інтегрувати прогнозування, адаптивне управління та автономну оптимізацію, тоді як практичні завдання пов'язані з розробленням комплексних систем керування, що враховують потреби користувачів і технічні особливості розумного будинку. Це визначає актуальність дослідження та його потенціал для впровадження в сучасні енергетичні і житлово-комунальні інфраструктури.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Аналіз сучасних досліджень, присвячених адаптивному управлінню енергоспоживанням у розумному будинку на основі нейронних мереж, дозволяє виокремити чотири взаємопов'язані наукові напрями. Перший пов'язаний із розробленням алгоритмів енергоефективного керування та класичних систем автоматизації. У дослідженні Р. В. Ільницького та Р. І. Карпи обґрунтовано алгоритм управління економним енергоспоживанням, який поєднує багатокритеріальну оптимізацію з аналізом побутових навантажень і локальних джерел генерації [1]. Я. Ковівчак, В. Дубук та В. Слюсар створили інформаційну систему управління електроспоживанням, що базується на використанні історичних даних і прогнозуванні пікових навантажень у житлових приміщеннях [2]. К. Ю. Бобровнікова та Е. В. Товстуха дослідили методи підвищення енергоефективності через гнучку автоматизацію освітлення, регулювання роботи побутових приладів та інтелектуальний розподіл енергії [3].

А. О. Аронов зосередив увагу на впровадженні IoT-рішень для оптимізації параметрів керування, що забезпечує адаптацію системи до змін попиту та стану навколишнього середовища [4]. Р. П. Іванченко та А. В. Чернявський розглянули місце технологій «smart home» у контексті енергоменеджменту багатоквартирних будинків, акцентуючи увагу на інтеграції з міськими енергетичними мережами [5]. Перспективи подальших досліджень у цьому напрямі полягають у створенні комбінованих систем управління, що поєднують класичні алгоритми з глибинними нейромережами задля підвищення точності прогнозування та зменшення енергетичних витрат.

Другий напрям досліджень стосується використання штучного інтелекту та нейронних мереж для прогнозування та оптимізації енергоспоживання. А. В. Печенюк та В. А. Печенюк обґрунтували доцільність застосування моделей машинного навчання з метою вдосконалення енергозбереження, акцентуючи увагу на потребах українського енергетичного ринку [6]. Г. Хафіз (G. Hafeez), К. С. Алімгір (K. S. Alimgeer), З. Вадуд (Z. Wadud) та співавтори розробили інноваційну стратегію оптимізації, що базується на прогнозуванні добового попиту із використанням штучних нейронних мереж. Запропонований підхід дає змогу мінімізувати пікові навантаження та покращити стабільність енергетичної системи [7]. Р. Лу (R. Lu), С. Х. Хонг (S. H. Hong) та М. Ю (M. Yu) інтегрували підкріплювальне навчання та штучні нейронні мережі для управління домашнім споживанням енергії, що сприяє підвищенню гнучкості системи [8]. Й. Х. Лін (Y. H. Lin) запропонував модель паралельних еволюційних обчислень для реалізації глибинного навчання в задачах неінтрузивного моніторингу споживання енергії, що дозволяє підвищити точність управління навантаженнями [9]. Подальші дослідження в межах цього напрямку доцільно зосередити на вдосконаленні алгоритмів прогнозування з урахуванням сезонних змін та поведінкових особливостей користувачів.

Третій напрям зосереджено на розробленні комплексних інтелектуальних систем управління енергоспоживанням. Й. Ма (Y. Ma), С. Чен (X. Chen), Л. Ванг (L. Wang) та співавтори розробили систему енергоменеджменту для розумного будинку (smart home) на основі штучного інтелекту (ШІ), яка поєднує прогнозування споживання та автоматизованого прийняття рішень [10].

І. О. Ессієт (I. O. Essiet), Ю. Сун (Y. Sun) та З. Ванг (Z. Wang) впровадили вдосконалений алгоритм диференціальної еволюції з метою оптимізації енергоспоживання, що забезпечує стабільність функціонування системи навіть за умов пікового навантаження [11]. А. Алзубі (A. Alzoubi) дослідив застосування технологій машинного навчання в інтелектуальних системах моніторингу та управління енергоспоживанням, зокрема в умовах зміни

поведінкових патернів користувачів [12]. Т. Хан (T. Han), К. Мухаммад (K. Muhammad), Т. Хуссейн (T. Hussain) та співавтори запропонували ефективну архітектуру глибинного навчання для управління енергоспоживанням в IoT-мережах, яка забезпечує оперативну адаптацію до змін попиту [13]. Подальші дослідження в межах цього напрямку доцільно зосередити на інтеграції моделей глибинного навчання з системами реального часу для підвищення автономності енергетичних рішень.

Четвертий напрям охоплює методи прогнозування на основі часових рядів і нейронних мереж. Н. Бходж (N. Bhoj) та Р. С. Бхадорія (R. S. Bhadoria) використали гібридну архітектуру, що поєднує згорткові та рекурентні нейронні мережі для оброблення даних розумного будинку, що дозволило істотно зменшити похибку прогнозування [14]. Й.-Х. Лін (Y.-H. Lin), Х.-С. Танг (H.-S. Tang), Т.-Й. Шен (T.-Y. Shen) та співавтори розробили модель управління енергоспоживанням, яка поєднує методи нейрокомп'ютингу з аналізом часових рядів для автоматизації процесів керування навантаженням у smart home [15]. Перспективним напрямом подальших досліджень є вдосконалення гібридних моделей, які комбінують аналіз часових рядів із контекстуальними параметрами з метою підвищення точності та адаптивності системи.

Таким чином, проведений аналіз підтверджує, що адаптивне управління енергоспоживанням розумного будинку на основі нейронних мереж є перспективним напрямом, що потребує інтеграції багаторівневих моделей прогнозування, підвищення інтерпретованості алгоритмів і створення відкритих тестових середовищ для перевірки нових підходів в умовах реальних енергосистем.

Попри значні досягнення у сфері автоматизації та інтелектуального управління енергоспоживанням, залишаються невирішеними проблеми, пов'язані з недостатньою адаптивністю традиційних систем до сезонних коливань, мінливості поведінкових патернів користувачів та обмеженої точності прогнозування споживання. Більшість наявних рішень базуються на фіксованих алгоритмах або спрощених моделях, які не враховують динамічну взаємодію внутрішніх і зовнішніх факторів. Крім того, недостатньо дослідженим залишається питання формування оптимальних вхідних даних для навчання нейронних мереж, що значно впливає на точність прогнозування та оптимізацію енергопотоків. Актуальними також залишаються проблеми масштабованості, кібербезпеки та інтеграції інтелектуальних систем у smart-grid середовища.

Запропоноване дослідження спрямоване на усунення виявлених прогалин шляхом розроблення концептуальної моделі адаптивного управління енергоспоживанням, побудованої на основі нейронних мереж із використанням багатфакторних даних. У межах роботи досліджено параметри, що впливають

на точність прогнозування, проаналізовано недоліки наявних підходів та обґрунтовано доцільність застосування інтелектуальних алгоритмів у поєднанні з поведінковими та сезонними факторами. Такий підхід дає змогу сформулювати основу для створення більш гнучких та ефективних систем, здатних автоматично адаптуватися до змін зовнішніх та внутрішніх умов та генерувати нові сценарії енергоспоживання.

Мета і завдання статті. Метою статті є розроблення концептуальної та алгоритмічної основи адаптивного управління енергоспоживанням у розумному будинку на основі нейронних мереж із урахуванням динамічних зовнішніх і внутрішніх факторів для підвищення енергоефективності та зниження витрат.

Для досягнення поставленої мети передбачено виконання таких завдань:

1. Проаналізувати сучасні технології управління енергоспоживанням у розумних будинках та виявити їх функціональні обмеження.

2. Обґрунтувати доцільність застосування нейронних мереж для прогнозування та оптимізації енергоспоживання з урахуванням динамічних факторів.

3. Розробити модель адаптивного управління на основі нейронних мереж та здійснити порівняльне оцінювання переваг порівняно з традиційними системами управління.

Виклад основного матеріалу. Ефективне управління енергоспоживанням у розумних будинках є одним із ключових завдань сучасної енергетики, оскільки зростання кількості електроприладів, розвиток відновлюваних джерел енергії та коливання тарифів зумовлюють потребу у впровадженні нових, гнучкіших рішень. У минулому основу енергокерувальних систем становили класичні алгоритми, що функціонували за принципом простих сценаріїв, наприклад «увімкнути-вимкнути», однак вони не враховували змін у динаміці споживання та зовнішніх чинниках. Із появою IoT-пристроїв і мікропроцесорних контролерів з'явилась можливість створення більш складних систем управління, здатних взаємодіяти з датчиками температури, вологості, освітленості та електричними лічильниками. Проте навіть ці рішення часто залишаються обмеженими внаслідок використання жорстко закладених алгоритмів. У сучасних умовах спостерігається перехід до гібридних та хмароорієнтованих систем управління, які здатні здійснювати збір і обробку даних із численних джерел у режимі реального часу та оптимізувати режими споживання енергії на основі аналітичних моделей. Такий підхід формує нову архітектуру енергетичного керування, у межах якої класичні, програмовані та гібридні методи набувають чітко окреслених сфер застосування залежно від вимог до адаптивності, точності прогнозування та масштабованості системи.

Таблиця 1

Архітектурні підходи до управління енергоспоживанням у розумних будинках

Підхід	Архітектура та взаємодія з пристроями	Тип обробки даних	Приклади застосування	Підхід
Класичні системи	Автономні модулі з ручним налаштуванням параметрів	Локальна фіксація без подальшого аналізу	Таймери освітлення, реле управління опаленням	Класичні системи
Програмовані логічні контролери (PLC)	Модульні контролери з підключенням сенсорних вузлів	Виконання наперед заданих алгоритмів	Системи вентиляції, клімат-контроль	Програмовані логічні контролери (PLC)
Гібридні системи	Інтеграція локальних контролерів із хмарними аналітичними платформами	Передача, зберігання та аналіз даних у режимі реального часу	Інтеграція з IoT-платформами	Гібридні системи

Джерело: сформовано на підставі [1, с. 38-44; 2, с. 59-61; 3, с. 57; 5, с. 444; 10]

На практиці класичні системи функціонують як статичні рішення для задоволення базових потреб. Наприклад, вони автоматично вмикають освітлення у заздалегідь встановлений час без урахування фактичного рівня природного освітлення. Такі системи є доцільними для невеликих приватних будинків або дач, де відсутня потреба в глибокому аналізі даних. Основним недоліком зазначених рішень є їхня обмежена здатність до адаптації в умовах зміни зовнішнього середовища: зокрема, у разі підвищення температури в приміщенні внаслідок сонячної активності система продовжує функціонувати згідно з жорстко заданим циклом, що може призводити до надлишкового енергоспоживання.

Програмовані логічні контролери (PLC) функціонують за принципом збору даних із сенсорних пристроїв та виконання наперед заданих алгоритмів

керування. Наприклад, якщо температура опускається нижче встановленого порогового значення, PLC автоматично активує систему обігріву а за перевищення температурної норми – її вимикає. Такі рішення здатні взаємодіяти з датчиками руху, модулями клімат-контролю та освітлення, що забезпечує більш гнучке та умовно адаптивне керування [14].

Водночас будь-яка зміна у логіці функціонування системи потребує ручного перепрограмування, що вимагає додаткового часу, спеціалізованих знань і технічної підготовки.

Гібридні системи на практиці реалізуються як багаторівнева інфраструктура, у якій локальні контролери здійснюють збір даних від сенсорів, а хмарні аналітичні сервіси обробляють ці дані в режимі реального часу, формуючи рекомендації або автоматично коригуючи режими функціонування систем.

Наприклад, у разі сонячної погоди система може зменшити споживання енергії з центральної мережі та переключитися на використання енергії з акумуляторів, заряджених від сонячних панелей.

Якщо прогноз погоди вказує на ймовірне зниження температури вночі, хмарний сервіс, використовуючи аналітичні алгоритми, заздалегідь активує систему підігріву приміщення для уникнення різких пікових навантажень у години максимального споживання [9].

У практичному застосуванні це сприяє не лише зниженню витрат на електроспоживання, а й забезпеченню більш стабільного функціонування енергетичної системи будинку, підвищуючи рівень її інтеграцію з розподіленими джерелами енергії та інтелектуальними електро-мережами (smart-grid).

Нейронні мережі є унікальним інструментом для прогнозування та оптимізації енергоспоживання, оскільки здатні навчатися на основі історичних даних і виявляти приховані закономірності, які залишаються поза межами доступу традиційних алгоритмів управління.

Їхня адаптативність забезпечує враховування складної динаміки електроспоживання, зумовленої сезонними, погодними змінами та поведінковими патернами користувачів.

В умовах, зростання вартості енергоресурсів і перевантаження енергомереж, застосування нейромережевих моделей дає змогу завчасно скоригувати споживання, уникнути енергетичних перевантажень і мінімізувати витрати.

Використання штучних нейронних мереж відкриває можливості для інтелектуального управління енергоспоживанням, яке базується на поєднанні прогнозування попиту з оптимізацією роботи всіх енергетичних підсистем розумного будинку (табл.2).

Таблиця 2

Можливості нейронних мереж у прогнозуванні та
оптимізації енергоспоживання

Функція	Зміст	Очікуваний результат
Динамічне прогнозування	Передбачення рівня енергоспоживання на основі метеоданих, часу доби, історичних патернів споживання та поточних умов	Зниження пікових навантажень, ефективніше планування енергетичних ресурсів
Персоналізація сценаріїв	Визначення індивідуальних звичок користувачів і формування оптимізованих режимів роботи системи	Підвищення комфорту користувачів, зменшення неефективного споживання
Сезонна адаптація	Врахування сезонних змін кліматичних умов і відповідне регулювання системи опалення та кондиціонування	Автоматичне підтримання комфортного мікроклімату за мінімальних енергозатрат
Оптимізація джерел енергії	Інтелектуальний розподіл навантаження між мережею, локальними накопичувачами та відновлюваними джерелами	Підвищення частки використання «зеленої» енергії, скорочення експлуатаційних витрат
Самонавчання та корекція	Адаптація до нових вхідних даних, поведінкових змін користувачів та умов середовища	Постійне вдосконалення точності прогнозів і підвищення ефективності управління

Джерело: сформовано на підставі [4, с. 145-146; 8, с. 6631; 9; 11, с. 362]

Нейронна мережа виконує функцію центрального аналітичного елемента в енергетичній системі будинку, фактично виконуючи роль «мозку», що забезпечує цілісне управління потоками енергії. Завдяки здатності до навчання на основі історичних і реальних даних, вона аналізує сигнали з сенсорних пристроїв, виявляє поведінкові закономірності користувачів і здійснює прогнозування енергоспоживання на коротко- та середньостроковий періоди. Наприклад, якщо нейромережа ідентифікує типову активність мешканців у вечірні години, вона може скоригувати графік споживання: оптимізувати використання накопиченої енергії з акумуляторів або розподілити денну генерацію сонячних панелей відповідно до прогнозованого попиту. У зимовий період така система здатна автоматично збільшити тривалість роботи опалення на вихідних, прогножуючи присутність мешканців у домі [11, с. 363]. У літній сезон – навпаки, адаптувати графік роботикондиціонерів, знижуючи їхню потужність у періоди мінімальної присутності людей (користувачів, мешканців).

Крім того, впровадження механізмів прогнозування змін тарифів на електроенергію дозволяє реалізувати динамічне керування витратами: система може автоматично зміщувати частину навантаження на періоди з нижчими тарифами, що особливо актуально в умовах динамічного тарифоутворення. Такий підхід забезпечує не лише економію фінансових ресурсів, а й підвищує загальну ефективність та автономність функціонування енергетичної системи без необхідності постійного втручання користувача.

Водночас ефективність адаптивної нейронної системи керування безпосередньо залежить від правильного вибору архітектури моделі та ретельного формування структури вхідних даних. Для досягнення високої точності прогнозів та стабільності роботи необхідно забезпечити багатофакторність навчального набору, що охоплює сенсорні параметри, погодні умови, поведінкові патерни, тарифні сітки тощо. Особливу роль відіграє регулярне оновлення даних і синхронізація їх у часі, що дає змогу нейронній мережі ефективно реагувати на швидкоплинні зміни в системі(табл.3).

Таблиця 3

Ключові параметри та вхідні дані для навчання нейронної мережі системи керування енергоспоживанням

Категорія даних	Приклади параметрів	Призначення
Параметри мікроклімату	Температура, вологість, рівень CO ₂ , освітленість	Визначення поточних потреб в опаленні, вентиляції та штучному освітленні

Категорія даних	Приклади параметрів	Призначення
Дані споживання енергії	Історія записи споживання електроенергії, пікові навантаження, добові/тижневі профілі	Прогнозування майбутніх витрат та оптимізація сценаріїв керування
Поведінкові фактори	Час перебування мешканців у приміщенні, графік користування побутовими приладами	Персоналізація режимів функціонування систем відповідно до звичок користувачів
Зовнішні умови	Погодні умови, сезонність, тривалість світлового дня	Адаптація роботи системи до змін навколишнього середовища
Економічні параметри	Динаміка тарифів, вартість енергії в різні години	Мінімізація витрат шляхом перенесення споживання на періоди з мінімальними цінами

Джерело: сформовано на підставі [2, с. 62; 5, с. 43; 7, с. 84429; 14]

Параметри, зазначені у таблиці 3, формують багатокomпонентний вектор вхідних даних, який оновлюється у режимі реального часу та подається на вхід нейронної мережі. Структура такого вектору побудована з урахуванням різноманітних джерел інформації – від сенсорних показників до економічних параметрів – що забезпечує комплексну адаптацію системи до умов, що змінюються. Дані мікроклімату (температура, вологість, освітленість, рівень CO₂) відіграють критичну роль у реалізації короткострокового регулювання. Нейронна мережа на їх основі формує оперативні рішення щодо роботи систем опалення, охолодження та вентиляції, орієнтуючись на як поточні значення, так і прогнозовані зміни метеоумов. Історичні дані споживання електроенергії обробляються у форматі часових рядів, що дозволяє виявляти регулярні пікові періоди навантаження та формувати сценарії розподілу споживання. Це особливо важливо при використанні комбінованих джерел енергії (мережа, сонячні панелі, акумулятори), де потрібна оптимальна координація для забезпечення стабільного та ефективного енергопостачання.

Поведінкові патерни мешканців, отримані шляхом аналізу часу перебування в приміщеннях і шаблонів використання електроприладів, трансформуються у цифрові шаблони активності. Це дозволяє системі автоматично керувати приладами (наприклад, освітленням, бойлерами, кондиціонерами) без необхідності ручного втручання, водночас забезпечуючи високий рівень персоналізації та комфорту.

Зовнішні фактори, зокрема погодні умови та сезонні коливання, забезпечують основу для середньо- та довгострокового прогнозування. Наприклад, у сонячний період система може накопичити енергію в акумуляторах для покриття вечірніх навантажень, а в зимовий сезон – змінити режими опалення з урахуванням падіння температури або зменшення тривалості світлового дня. Окрему функціональну категорію становлять економічні параметри, насамперед – динаміка тарифів на електроенергію. Вони формують цільову функцію оптимізаційної задачі, яку розв’язує нейронна мережа: мінімізувати витрати за рахунок перенесення навантажень на періоди з найнижчою вартістю кіловат-години. Наприклад, система може автоматично запускати пральну або посудомийну машину вночі, коли тариф найменший, або зменшити споживання в години пік, коли ціна є максимальною.

Таким чином, нейронна мережа у такій архітектурі не обмежується лише прогнозуванням споживання, а виконує функцію багатофакторного оптимізаційного ядра. Вона забезпечує баланс між економічною ефективністю, енергетичною безпекою та комфортом для користувача, реагуючи на зовнішні та внутрішні зміни без участі людини, а також постійно вдосконалюючи алгоритми управління шляхом самонавчання на основі накопичених даних.

Впровадження нейромережевих алгоритмів у системи керування енергоспоживанням розумного будинку супроводжується низкою складних викликів, що істотно впливають на їхню ефективність і потребують детального науково-технічного аналізу. Одним із ключових аспектів є питання кібербезпеки та захисту даних. Оскільки нейромережеві моделі вимагають постійного обміну великими обсягами інформації між сенсорними пристроями, локальними контролерами та хмарними обчислювальними сервісами, це створює численні точки потенційної уразливості [10]. Ненадійне шифрування, відкриті протоколи передавання або компрометовані вузли можуть призвести до несанкціонованого доступу, підміни сигналів чи перехоплення конфіденційної інформації, що, у свою чергу, загрожує порушенням стабільності функціонування системи та втручанням у критичні енергетичні процеси.

Додатковим бар’єром є масштабованість нейромережевих рішень. Хоча управління окремим будинком може здійснюватися з достатнім рівнем ефективності, при переході до кластерного керування групою об’єктів або

інтеграції у загальну інфраструктуру smart-grid виникає низка труднощів [8, с. 6634]. Зокрема, це зумовлено зростанням навантаження на комунікаційні канали, потребою в розподіленій обробці даних і збільшенням обчислювальних ресурсів, необхідних для роботи нейронних моделей у режимі реального часу. Недостатня пропускна здатність мереж або затримки при передачі сигналів можуть знизити оперативність прийняття рішень та негативно позначитися на якості керування [14].

Точність прогнозування, як ключовий параметр нейромережевої моделі, залежить насамперед від якості та узгодженості вхідних даних. Похибки вимірювання, шумові перешкоди, втрата пакету сенсорних даних або порушення хронологічної цілісності часових рядів можуть суттєво вплинути на результат прогнозу [11, с. 361]. Крім того, зміна звичних поведінкових патернів мешканців або нетипові зовнішні (екзогенні) чинники, такі як різкі коливання цін чи аварійні ситуації, можуть вивести модель з оптимального режиму, що знижує її адаптивність у реальних умовах. Окрему загрозу становить явище перенавчання (overfitting), коли модель занадто точно відтворює навчальні дані, втрачаючи здатність узагальнювати нові сценарії. Це ускладнює адаптацію системи до нетипових або нових ситуацій, які не були враховані під час початкового навчання, що вкрай критично для гнучкого управління в умовах динамічного середовища. Окремою технічною проблемою є інтеграція нейромережевих алгоритмів у застарілі системи автоматизації, які не передбачають взаємодії з інтелектуальними платформами через відсутність необхідної сенсорної інфраструктури, модулів збору даних або підтримки сучасних комунікаційних протоколів [4, с. 148]. Така невідповідність між апаратною базою та вимогами сучасних систем керування потребує додаткових витрат на модернізацію, встановлення спеціалізованих апаратних шлюзів, а також значних фінансових та часових ресурсів на налаштування та синхронізацію підсистем. Крім того, нейромережеві моделі часто функціонують як «чорні скриньки», що ускладнює інтерпретацію їхніх рішень і знижує рівень довіри при використанні у критичних сценаріях управління енергією.

Модель адаптивного управління енергоспоживанням на основі нейронних мереж є інтелектуальною системою, що поєднує функції прогнозування, оптимізації та автоматичного керування енергетичними потоками в умовах функціонування розумного будинку. Її актуальність зумовлена необхідністю зниження витрат та підвищення стабільності електромереж у контексті зростання цін на енергоносії та переходу до використання відновлюваних джерел енергії. На відміну від традиційних рішень, які працюють за жорстко заданими алгоритмами та реагують виключно на поточні параметри, запропонована модель використовує методи глибинного

Таблиця 4

Логіка побудови моделі адаптивного управління енергоспоживанням

Компонент	Вхідні дані	Функція	Результат
Блок збору даних	Сенсори температури, вологості, освітленості, лічильники електроенергії	Збір та первинна обробка даних	Формування векторів вхідних параметрів
Аналітичний блок (нейронна мережа)	Вектори історичних та поточних даних	Прогнозування споживання та оптимізація режимів	Визначення оптимальних сценаріїв енергоспоживання
Блок управління	Сформовані сценарії та прогнози	Виконання алгоритмів керування	Автоматична зміна режимів роботи пристроїв
Модуль зворотного зв'язку	Реальні показники споживання	Оновлення параметрів нейронної мережі	Самонавчання та підвищення точності прогнозу

Джерело: власна розробка авторів

У реальних умовах модель адаптивного управління функціонує як багаторівнева система, яка постійно аналізує дані, що надходять від сенсорів,

та змінює режим роботи енергетичних підсистем у режимі реального часу. На першому рівні блок збору даних інтегрує показники температури, вологості, рівня освітлення та поточного енергоспоживання. Отримані дані агрегуються у вигляді часових рядів і передаються до аналітичного блоку нейронної мережі. У цьому блоці відбувається прогнозування майбутніх потреб, зокрема очікуваних піків споживання або потенційних перевантажень системи. Наприклад, нейронна мережа може передбачити зростання попиту на електроенергію у вечірні години на 25%, і завчасно перерозподілить навантаження, активувавши акумульовану енергію або зменшивши споживання другорядними приладами.

Унікальною особливістю моделі є її здатність до безперервного самонавчання завдяки модулю зворотного зв'язку. Це означає, що після кожного циклу управління фактичні дані споживання порівнюються з прогнозованими, а параметри нейромережі автоматично коригуються з метою підвищення точності наступних прогнозів.

Такий підхід дає змогу системі адаптуватися до сезонних змін або нетипових поведінкових патернів мешканців, зокрема до зростання активності у вихідні дні.

У сучасних умовах модель може бути інтегрована з динамічними тарифними планами енергопостачальних компаній. У разі отримання сигналу про підвищення тарифів у певні години система автоматично планує роботу енергоємних приладів (наприклад, бойлера чи пральної машини) на нічний час, коли діють знижені тарифи.

Додатково вона керує використанням відновлюваних джерел енергії, віддаючи пріоритет сонячним панелям у денний період та зменшуючи залежність від централізованих джерел електропостачання. Це не лише сприяє зниженню витрат, а й підвищує енергетичну автономність будинку.

Така модель дає змогу створити інтелектуальну екосистему, у якій кожен компонент – від датчиків до виконавчих пристроїв – працює узгоджено під керуванням нейронної мережі, що формує комплексні сценарії управління. Впровадження подібних рішень, порівняно з традиційними системами, забезпечує не лише економію ресурсів, а й підвищення комфорту мешканців завдяки точному прогнозуванню та автоматизованому управлінню.

Висновки. Проведене дослідження дало змогу обґрунтувати доцільність використання нейронних мереж для створення адаптивних систем управління енергоспоживанням розумного будинку.

Встановлено, що порівняно з класичними підходами та PLC-рішеннями нейромережеві алгоритми мають більший (вищий) потенціал у прогнозуванні попиту, персоналізації режимів роботи енергетичних підсистем та інтеграції з відновлюваними джерелами енергії. Аналіз ключових параметрів і вхідних

даних показав, що комплексна обробка інформації (даних) про мікроклімат, історію споживання, поведінкові патерни та зовнішні умови формує основу для розроблення енергоефективних стратегій управління.

Серед основних викликів упровадження виокремлено проблеми кібербезпеки, високу ресурсомісткість алгоритмів у процесі масштабування та залежність точності прогнозів від якості навчальних вибірок. Запропонована модель адаптивного управління демонструє концептуальну спроможність знижувати енергетичні витрати та забезпечувати більш гнучкий розподіл навантажень порівняно з традиційними системами.

Перспективи подальших досліджень полягають у створенні гібридних моделей, що поєднують нейромережеві та статистичні підходи, у розробленні методів підвищення стійкості до нетипових сценаріїв, а також у вдосконаленні механізмів захисту даних і забезпеченні масштабованості для інтеграції у smart-grid середовища.

Література:

1. Льницький Р. В., Карпа Р. І. Алгоритм управління економним енергоспоживанням розумного будинку. *Computer Systems and Networks*. 2023. Вип. 5, № 1. С. 36–49. DOI: <https://doi.org/10.23939/csn2023.01.036>.
2. Ковівчак Я., Дубук В., Слюсар В. Розробка інформаційної системи управління електроспоживанням у розумному будинку. *Комп'ютерно-інтегровані технології: освіта, наука, виробництво*. 2021. Вип. 42. С. 58–64. DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2022-42-09>
3. Бобровнікова К. Ю., Товстуха Е. В. Методи забезпечення енергоефективності та енергозбереження в системі розумного будинку. *Computer Systems and Information Technologies*. 2020. Вип. 1. С. 54–59. DOI: <https://doi.org/10.31891/CSIT-2020-1-7>.
4. Аронов А. О. Дослідження методик оптимізації параметрів системи керування розумним будинком з використанням IoT. *Телекомунікаційні та інформаційні технології*. 2025. Вип. 1. С. 141–150. DOI: <https://doi.org/10.31673/2412-4338.2025.013027>.
5. Іванченко Р. П., Чернявський А. В. Роль та місце Smart Home систем в системі енергоменеджменту житлових багатоквартирних будинків. *Енергетика. Екологія. Людина*. 2020. Вип. XII. С. 40–46. URL: <https://power.kpi.ua/article/download/328063/317851> (дата звернення: 22.07.2025).
6. Печенюк А. В., Печенюк В. А. Перспективи застосування штучного інтелекту для покращення енергозбереження в умовах України. *Інноваційна економіка*. 2024. Вип. 2-2024. С. 46–52. DOI: <https://doi.org/10.37332/2309-1533.2024.2.6>.
7. Hafeez G., Alimgeer K. S., Wadud Z., Khan I., Usman M., Qazi A. B., Khan F. A. An innovative optimization strategy for efficient energy management with day-ahead demand response signal and energy consumption forecasting in smart grid using artificial neural network. *IEEE Access*. 2020. Vol. 8. P. 84415–84433. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2989316>.
8. Lu R., Hong S. H., Yu M. Demand Response for Home Energy Management Using Reinforcement Learning and Artificial Neural Network. *IEEE Transactions on Smart Grid*. 2019. Vol. 10, no. 6. P. 6629–6639. URL: <https://doi.org/10.1109/tsg.2019.2909266> (date of access: 23.07.2025).

9. Lin Y. H. A parallel evolutionary computing-embodied artificial neural network applied to non-intrusive load monitoring for demand-side management in a smart home: towards deep learning. *Sensors*. 2020. Vol. 20, № 6. Article 1649. DOI: <https://doi.org/10.3390/s20061649>.

10. Ma Y., Chen X., Wang L., Yang J. Study on smart home energy management system based on artificial intelligence. *Journal of Sensors*. 2021. Vol. 2021, № 1. Article 9101453. DOI: <https://doi.org/10.1155/2021/9101453>.

11. Essiet I. O., Sun Y., Wang Z. Optimized energy consumption model for smart home using improved differential evolution algorithm. *Energy*. 2019. Vol. 172. P. 354–365. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.01.137>.

12. Alzoubi A. Machine learning for intelligent energy consumption in smart homes. *International Journal of Computations, Information and Manufacturing (IJCIM)*. 2022. Vol. 2, № 1. DOI: <https://doi.org/10.54489/ijcim.v2i1.75>.

13. Han T., Muhammad K., Hussain T., Lloret J., Baik S. W. An efficient deep learning framework for intelligent energy management in IoT networks. *IEEE Internet of Things Journal*. 2021. Vol. 8, № 5. P. 3170–3179. DOI: <https://doi.org/10.1109/JIOT.2020.3013306>.

14. Bhoj N., Singh Bhadoria R. Time-Series based Prediction for Energy Consumption of Smart Home Data Using Hybrid Convolution-Recurrent Neural Network. *Telematics and Informatics*. 2022. P. 101907. URL: <https://doi.org/10.1016/j.tele.2022.101907> (date of access: 23.07.2025).

15. Lin Y.-H., Tang H.-S., Shen T.-Y., Hsia C.-H. A smart home energy management system utilizing neurocomputing-based time-series load modeling and forecasting facilitated by energy decomposition for smart home automation. *IEEE Access*. 2022. Vol. 10. P. 116747–116765. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3219068>.

References:

1. Ilnytskyi, R. V., & Karpa, R. I. (2023). Algoritm upravlinnia ekonomnym enerhospozhyvanniam rozumnoho budynku [Algorithm for economic energy management of a smart home]. *Computer Systems and Networks*, 5(1), 36–49. DOI: <https://doi.org/10.23939/csn2023.01.036>. [in Ukrainian].

2. Kovivchak, Ya., Dubuk, V., & Sliusar, V. (2021). Rozrobka informatsiinoi systemy upravlinnia elektropozhyvanniam u rozumnomu budynku [Development of an information system for electricity management in a smart home]. *Kompiuterno-intehrovani tekhnologii: osvita, nauka, vyrobnytstvo – Computer-Integrated Technologies: Education, Science, Production*, 42, 58–64. DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2022-42-09>. [in Ukrainian].

3. Bobrovnikova, K. Yu., & Tovstukha, E. V. (2020). Metody zabezpechennia enerhoefektyvnosti ta enerhozberezhennia v systemi rozumnoho budynku [Methods of ensuring energy efficiency and energy saving in a smart home system]. *Computer Systems and Information Technologies*, 1, 54–59. DOI: <https://doi.org/10.31891/CSIT-2020-1-7>. [in Ukrainian].

4. Aronov, A. O. (2025). Doslidzhennia metodyk optymizatsii parametriv systemy keruvannia rozumnym budynkom z vykorystanniam IoT [Research of methods for optimizing control parameters of a smart home system using IoT]. *Telekomunikatsiini ta informatsiini tekhnologii – Telecommunication and Information Technologies*, 1, 141–150. DOI : <https://doi.org/10.31673/2412-4338.2025.013027>. [in Ukrainian].

5. Ivanchenko, R. P., & Cherniavskyi, A. V. (2020). Rol ta mistse Smart Home system v systemi enerhomenedzhmentu zhytlovykh bahatokvartyrnykh budynkiv [The role and place of smart home systems in the energy management of residential apartment buildings]. *Enerhetyka*.

Ekolohiia. Liudyna – Energy. Ecology. Human, XII, 40-46. Retrieved from <https://power.kpi.ua/article/download/328063/317851>. [in Ukrainian].

6. Pecheniuk, A. V., & Pecheniuk, V. A. (2024). Perspektyvy zastosuvannia shtuchnoho intelektu dlia pokrashchennia enerhozberezhennia v umovakh Ukrainy [Prospects for the use of artificial intelligence to improve energy saving in Ukraine]. *Innovatsiina ekonomika – Innovative Economy*, 2-2024, 46–52. DOI: <https://doi.org/10.37332/2309-1533.2024.2.6>. [in Ukrainian].

7. Hafeez, G., Alimgeer, K. S., Wadud, Z., Khan, I., Usman, M., Qazi, A. B., & Khan, F. A. (2020). An innovative optimization strategy for efficient energy management with day-ahead demand response signal and energy consumption forecasting in smart grid using artificial neural network. *IEEE Access*, 8, 84415–84433. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2989316>.

8. Lu, R., Hong, S. H., & Yu, M. (2019). Demand Response for Home Energy Management Using Reinforcement Learning and Artificial Neural Network. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 10(6), 6629–6639. <https://doi.org/10.1109/tsg.2019.2909266>

9. Lin, Y. H. (2020). A parallel evolutionary computing-embodied artificial neural network applied to non-intrusive load monitoring for demand-side management in a smart home: towards deep learning. *Sensors*, 20(6), 1649. DOI: <https://doi.org/10.3390/s20061649>.

10. Ma, Y., Chen, X., Wang, L., & Yang, J. (2021). Study on smart home energy management system based on artificial intelligence. *Journal of Sensors*, 2021(1), 9101453. DOI: <https://doi.org/10.1155/2021/9101453>.

11. Essiet, I. O., Sun, Y., & Wang, Z. (2019). Optimized energy consumption model for smart home using improved differential evolution algorithm. *Energy*, 172, 354–365. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.01.137>.

12. Alzoubi, A. (2022). Machine learning for intelligent energy consumption in smart homes. *International Journal of Computations, Information and Manufacturing (IJCIM)*, 2(1). DOI: <https://doi.org/10.54489/ijcim.v2i1.75>.

13. Han, T., Muhammad, K., Hussain, T., Lloret, J., & Baik, S. W. (2021). An efficient deep learning framework for intelligent energy management in IoT networks. *IEEE Internet of Things Journal*, 8(5), 3170–3179. DOI: <https://doi.org/10.1109/JIOT.2020.3013306>.

14. Bhoj, N., & Bhadoria, R. S. (2022). Time-series based prediction for energy consumption of smart home data using hybrid convolution-recurrent neural network. *Telematics and Informatics*, 75, 101907. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.tele.2022.101907>.

15. Lin, Y.-H., Tang, H.-S., Shen, T.-Y., & Hsia, C.-H. (2022). A smart home energy management system utilizing neurocomputing-based time-series load modeling and forecasting facilitated by energy decomposition for smart home automation. *IEEE Access*, 10, 116747–116765. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3219068>.