

УДК 004.7:004.451.3:004.056.5

DOI: <https://doi.org/10.53920/ITS-2025-1;2-6>

Євген Олександрович ЗАЙЦЕВ,

доктор технічних наук, старший науковий співробітник,
Інститут електродинаміки Національної академії наук України

ORCID ID: [0000-0003-3303-471X](https://orcid.org/0000-0003-3303-471X)

Вікторія Олександрівна БЕРЕЗНИЧЕНКО,

доктор філософії, науковий співробітник,
Інститут електродинаміки Національної академії наук України

ORCID ID: [0000-0002-9961-1703](https://orcid.org/0000-0002-9961-1703)

Олександр Іванович ГОЛУБЕНКО,

кандидат технічних наук, доцент,
Заклад вищої освіти «Міжнародний науково-технічний університет
імені академіка Юрія Бугая»

ORCID ID: [0000-0002-1776-5160](https://orcid.org/0000-0002-1776-5160)

Андрій Васильович САВЧЕНКО,

кандидат фізико-математичних наук,
Заклад вищої освіти «Міжнародний науково-технічний університет
імені академіка Юрія Бугая»

ORCID ID: [0000-0002-8314-6034](https://orcid.org/0000-0002-8314-6034)

ОГЛЯД МЕТОДІВ ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ КОНТРОЛЮ СМАРТГРИД-МЕРЕЖ ІЗ ІОТ-ПРИСТРОЯМИ

Зростання впровадження смартгрид-мереж та зростаюча частка відновлюваних джерел енергії створюють потребу у сучасних інтелектуальних підходах до управління енергорозподілом. Традиційні методи управління часто не забезпечують оптимального розподілу енергії, характеризуються високими експлуатаційними витратами та мають обмежену здатність адаптуватися до динамічних змін навантаження і коливань генерації. Тому ця стаття присвячена огляду методів глибокого навчання, які можуть застосовуватися для реалізації функцій контролю та моніторингу смартгрид-мереж із інтегрованими IoT-пристроями та подальшим забезпеченням ефективної роботи на основі отриманих даних. Розглянуті методи дозволяють аналізувати великі обсяги даних у реальному часі, здійснювати адаптивне та прогнозне прийняття рішень, а також підвищувати ефективність розподілу енергії й зменшувати технічні втрати. Інтеграція IoT-пристроїв із алгоритмами глибокого навчання забезпечує безперервний моніторинг параметрів мережі та прогнозування попиту на енергію, що сприяє підвищенню стабільності та надійності системи

навіть у разі непередбачених збоїв енергетичного обладнання, розподільчої інфраструктури або змін у поведінці кінцевих споживачів. Огляд показує, що використання глибокого навчання у поєднанні з IoT-технологіями є перспективним напрямом для створення інтелектуальних систем управління енергоспоживанням, здатних ефективно реагувати на коливання генерації, зростання попиту та інші виклики сучасних смартгрид-мереж.

Ключові слова: інформаційні системи, глибоке навчання; управління розподілом ресурсів, контроль, моніторинг.

Ievgen ZAITSEV,

Doctor of Technical Sciences, senior researcher,
Institute of Electrodynamics of the National Academy of Sciences of Ukraine

Viktoriiia BEREZNYCHENKO,

Doctor of Philosophy, researcher,
Institute of Electrodynamics of the National Academy of Sciences of Ukraine

Oleksandr GOLUBENKO,

Candidate of Technical Sciences, associate professor,
Higher Education Institution
«Academician Yuriy Bugay International Scientific and Technical University»

Andrii SAVCHENKO,

Candidate of Physical and Mathematical Sciences,
Higher Education Institution
«Academician Yuriy Bugay International Scientific and Technical University»

OVERVIEW OF DEEP LEARNING METHODS FOR CONTROLLING SMARTGRID NETWORKS WITH IOT DEVICES

The increasing adoption of smart grids and the increasing share of renewable energy sources create a need for modern intelligent approaches to energy distribution management. Traditional management methods often do not provide optimal energy distribution, are characterized by high operating costs and have a limited ability to adapt to dynamic load changes and generation fluctuations. Therefore, this article is devoted to an overview of deep learning methods that can be used to implement control and monitoring functions of smart grids with integrated IoT devices and further ensure effective operation based on the received data. The considered methods allow analyzing large amounts of data in real time, making adaptive and predictive decisions, as well as increasing the efficiency of energy distribution and reducing technical losses. The integration of IoT devices with deep learning algorithms provides continuous monitoring of

network parameters and energy demand forecasting, which helps to increase the stability and reliability of the system even in the event of unforeseen failures of power equipment, distribution infrastructure, or changes in end-user behavior. The review shows that the use of deep learning in combination with IoT technologies is a promising direction for creating intelligent energy management systems that can effectively respond to generation fluctuations, demand growth, and other challenges of modern smart grid networks.

Keywords: *information systems, deep learning; resource allocation management, control, monitoring.*

Постановка проблеми. Швидке зростання населення світу та зростаюче впровадження технологій відновлюваної енергії є ключовими факторами, що сприяють трансформації енергетичних систем, що вимагає передових стратегій управління енергоспоживанням [1]. Це у свою чергу призводить до стрімкого розвитку смартгрид-мереж, зумовленого цифровізацією енергетичного сектору та активним впровадженням відновлюваних джерел енергії, суттєво ускладнює процеси контролю й управління енергорозподілом. Зростаюча децентралізація генерації, стохастичний характер навантажень і висока варіативність виробітку енергії вимагають переходу від традиційних підходів до більш гнучких та інтелектуальних методів керування. Однак значна частина існуючих методологій розподілу ресурсів базується на статичних або квазістатичних моделях, які не здатні ефективно реагувати на швидкі зміни стану мережі в реальному часі. Обмежена адаптивність таких підходів призводить до виникнення енергетичних дисбалансів, зростання технічних втрат, нераціонального використання генеруючих і накопичувальних ресурсів, а також до підвищення експлуатаційних витрат. Особливо гостро ці проблеми проявляються в умовах високої проникності відновлюваних джерел енергії, коли коливання генерації поєднуються з нерівномірним попитом споживачів і обмеженими можливостями прогнозування. У результаті знижується загальна ефективність, надійність і сталість функціонування смартгрид-мереж. Додатковим ускладнювальним фактором є масове впровадження IoT-пристроїв контролю та вимірювання, які формують великі обсяги гетерогенних даних із різною частотою оновлення та рівнем достовірності. Традиційні алгоритмічні підходи часто не забезпечують ефективної обробки таких потоків інформації, що обмежує можливості оперативного аналізу, прогнозування та прийняття керуючих рішень. У цьому контексті актуальною є проблема інтеграції методів аналізу великих даних із системами управління смартгрид-мережами. Методи глибокого навчання

розглядаються як перспективний інструмент для подолання зазначених обмежень завдяки здатності виявляти приховані закономірності у великих масивах даних, адаптуватися до змінних умов і підтримувати прогнозне управління.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Аналіз сучасних наукових досліджень свідчить про зростаючий інтерес до застосування методів глибокого навчання у задачах контролю, моніторингу та управління смартгрид-мережами. У працях останніх років активно розглядаються підходи на основі згорткових, рекурентних та гібридних нейронних мереж для прогнозування навантаження, виявлення аномалій, оптимізації режимів роботи та підвищення надійності енергосистем. Особлива увага приділяється використанню даних, отриманих від IoT-пристроїв контролю, що забезпечують високу просторово-часову роздільну здатність вимірювань і створюють передумови для реалізації інтелектуальних алгоритмів у режимі реального часу.

Водночас проведений огляд літератури показує, що наявні дослідження характеризуються фрагментарністю та різноспрямованістю підходів. Більшість робіт зосереджена на вирішенні окремих прикладних задач, таких як прогнозування попиту або локальна оптимізація розподілу енергії, без комплексного аналізу місця і ролі методів глибокого навчання в загальній архітектурі смартгрид-мережі. Крім того, відсутня уніфікована класифікація моделей глибокого навчання за функціональним призначенням, типами даних IoT-пристроїв та рівнями управління енергосистемою.

Недостатньо висвітленими залишаються також питання практичної придатності запропонованих методів, зокрема їх обчислювальної складності, стійкості до зашумлених або неповних даних, масштабованості та можливості впровадження в реальних умовах експлуатації смартгрид-мереж. У багатьох публікаціях результати отримано на основі ідеалізованих або обмежених наборів даних, що ускладнює оцінювання ефективності методів у реальних сценаріях функціонування енергетичних систем із високою часткою відновлюваних джерел енергії. У зв'язку з цим актуальною є потреба у систематизованому огляді сучасних методів глибокого навчання, що застосовуються для контролю та управління смартгрид-мережами з використанням IoT-пристроїв. Такий огляд дозволяє узагальнити наявні підходи, порівняти їхні переваги та обмеження, а також визначити найбільш перспективні напрями подальших досліджень. Крім того, комплексний аналіз результатів попередніх робіт створює основу для формування єдиної методологічної бази та сприяє розвитку інтелектуальних систем управління енергетичними мережами нового покоління.

Метою даної роботи є гляд і класифікація методів глибокого навчання для контролю смартгрид-мереж із IoT-пристроями, а також аналіз їх ефективності та придатності для використання в реальних умовах експлуатації.

Виклад основного матеріалу дослідження. Сучасні розумні мережі, вдосконалені штучним інтелектом (ШІ) та Інтернетом речей (IoT), значною мірою сприяють ефективному управлінню енергією, забезпечуючи автоматизоване керування потоками енергії, моніторинг у режимі реального часу та прийняття рішень на основі даних, що разом покращує використання доступних ресурсів [2].

Нещодавні досягнення в технологіях Інтернету речей покращили збір даних, зв'язок та обробку в рамках інтелектуальних мереж, що призвело до точнішого прогнозування споживання енергії та ефективнішого розподілу енергії [3]. Тим не менш, традиційні методи управління енергією все ще мають серйозні обмеження, такі як неефективний розподіл потужності, високі експлуатаційні витрати та погана адаптивність до швидкозмінних умов мережі [4].

Активно досліджуються інтелектуальні системи управління енергією, що включають методи глибокого навчання. Такі системи пропонують адаптивний розподіл енергії, покращене скорочення втрат та підвищену стійкість мережі [5]. Потужні інструменти штучного інтелекту, набір для глибокого навчання, особливо ефективні для аналізу величезних наборів даних з різних джерел, пропонуючи нові рішення для складних проблем енергетичної системи [6]. Їх застосування в інтелектуальних мережах дозволяє розширити аналіз моделей споживання, покращити оптимізацію розподілу ресурсів та підвищити надійність загальної роботи мережі [7].

Поєднання глибокого навчання з системами керування на основі Інтернету речей дозволяє динамічно розподіляти енергетичні ресурси в режимі реального часу, сприяючи зменшенню відходів та підвищенню операційної ефективності [8]. Однак ця інтеграція також створює нові проблеми, включаючи обчислювальні вимоги, проблеми масштабованості та необхідність надійної адаптації мережі [9]. Вирішення цих проблем вимагає постійного вдосконалення алгоритмів глибокого навчання, адаптованих для енергетичних систем, з метою максимізації продуктивності та ефективності [10].

У [11] запропоновано модель для прогнозування внутрішньогодинних тенденцій дисбалансів ринку електроенергії в Чеській Республіці, яка досягла точності прогнозування 81,8%. У [12] розроблено глобальну модель для прогнозування дисбалансів в бельгійській енергетичній системі з роз-

дільною здатністю 15 хвилин. Оцінка точності базується на таких показниках, як шкала Вінклера та безперервна рангована ймовірність (CRPS). Ця модель перевершила базові (наївні) підходи, а також широко використовувані алгоритми, такі як ARIMA та квантильні регресійні ліси (QRF). Крім того, Урдіалес у [13] представив гібридну методологію прогнозування для прогнозування дисбалансу в Бельгії, поєднуючи лінійні та нелінійні методи машинного навчання для підвищення стійкості моделювання.

У [14] запропоновано вдосконалений підхід на основі штучного інтелекту (ШІ) з використанням DL для прогнозування ознак енергетичних дисбалансів на ринку електроенергії на добу наперед. Крім того, у [15] представлено багатокроковий варіант авторегресивної моделі з розподіленим затримуванням для короткострокового прогнозування системних дисбалансів. Їхній підхід базується на припущенні, що дисбаланс корелює не лише з історичними системними вимірами, але й з прогнозами екзогенних змінних.

Представлено підходи до оптимальної роботи каскадних гідроелектростанцій для формування графіка ринку електроенергії на добу наперед. Автори застосовують математичні оптимізаційні моделі з урахуванням гідрологічних, технічних та ринкових обмежень для підвищення ефективності використання водних ресурсів та стабільності енергосистеми. Запропоновані алгоритми оптимізації мають значний потенціал для інтеграції в системи Smart Grid на базі Інтернету речей (IoT) для підвищення точності прогнозування та автоматизації процесів управління енергією.

У роботі [17] запропоновано вдосконалений підхід на основі довгострокової пам'яті (LSTM) для прогнозування дисбалансів електроенергії в енергосистемі України. Автори проводять порівняльний аналіз моделей глибокого навчання для підвищення точності прогнозування та забезпечення стабільності мережі за змінних умов навантаження та генерації. Дослідження підкреслює переваги архітектур LSTM у фіксації нелінійних часових залежностей, що робить їх дуже ефективними для управління енергією в режимі реального часу в середовищах інтелектуальних мереж на базі Інтернету речей (IoT).

Розроблено комплексну систему оптимізації для автономних гібридних систем відновлюваної енергії в Гаїта Селассіє, Ефіопія, з метою досягнення економічно ефективного та надійного електропостачання. Дослідження інтегрує технології сонячної, вітрової енергії та акумуляторного накопичення енергії, використовуючи передові алгоритми оптимізації для балансування вартості, надійності та сталості системи. Результати демонструють, що такі гібридні конфігурації можуть значно покращити доступ

до енергії та її стійкість, що відповідає стратегіям управління енергією на основі інтелектуальних мереж (Smart Grid) та Інтернету речей (IoT) для децентралізованих енергетичних систем.

У статті [19] пропонується підхід, заснований на федеративному глибокому навчанні з підкріпленням (FDRL), для управління енергією в інтелектуальних мікромережах, оснащених розподіленими ресурсами (сонячні панелі, акумулятори). Кожен локальний агент (у будинку чи будівлі) навчається локально, а потім агрегує знання на рівні системи управління енергією для покращення рішення по всій мікромережі. Основними цілями є зниження витрат, зменшення викидів CO₂, збільшення автономності та захист конфіденційності користувачів. Дослідження демонструє, що федеративний підхід забезпечує ефективну масштабованість, зберігаючи при цьому точність та надійність у контексті Інтернету речей.

У цій статті пропонується фреймворк [20], який поєднує глибоке навчання та Інтернет речей (IoT) для управління енергією в режимі реального часу. Зокрема, система включає короткострокове прогнозування енергії, зв'язок між менеджером енергії та споживачем через пристрої IoT, а також алгоритми попередньої обробки та нормалізації даних, оптимізовані для пристроїв з обмеженими ресурсами. Результати демонструють низькі похибки прогнозування (MSE, RMSE) як для житлових, так і для комерційних наборів даних, що робить цей підхід практичним для середовищ Smart Grid/ IoT.

У роботі [21] пропонується структура для оптимізації розподілу електроенергії в інтелектуальних мережах з двонаправленим диспетчеризуванням (пропозиція проти попиту) з використанням даних з датчиків Інтернету речей. Моделі LSTM та MLP використовуються для прогнозування попиту та виробництва, а також для коригування управління навантаженням та генерацією в режимі реального часу. Результати демонструють зменшення помилок прогнозування навантаження, нижчі експлуатаційні витрати та нижчі викиди CO₂, особливо в години пік. Це гарний приклад того, як глибокі моделі та Інтернет речей можуть допомогти в управлінні та балансуванні мережі.

У статті [22] пропонується комплексний підхід, що поєднує глибоке навчання та графові нейронні мережі для аналізу даних інтелектуальної мережі. Модель "GridOptiPredict" включає три основні компоненти: прогнозування навантаження, визначення стану та оптимізацію розподілу ресурсів. Експерименти демонструють високу точність прогнозування, хорошу чутливість у виявленні стану мережі та ефективний розподіл ресурсів. У статті показано, як інтеграція різних компонентів глибокого навчання може покращити продуктивність інтелектуальної мережі в різних вимірах.

Використовуючи дані в режимі реального часу та передові моделі машинного навчання, платформи на основі глибокого навчання можуть надавати точні прогнози попиту, підтримувати інтелектуальне управління ресурсами та стабілізувати розумні мережі в динамічних умовах експлуатації [23]. Ці системи здатні постійно навчатися та адаптуватися до змін у моделях споживання та виробництва енергії, тим самим підтримуючи баланс мережі та підвищуючи енергоефективність у режимі реального часу [24].

Цей підхід інтегрує Інтернет речей (IoT), аналітику даних у режимі реального часу та глибоке навчання для ефективного вирішення фундаментальних проблем, пов'язаних з управлінням інтелектуальними мережами, що зрештою призводить до розробки більш адаптивних, інтелектуальних та ефективних систем розподілу енергії. Головною метою статті є аналіз можливостей використання інтелектуальних мереж на основі Інтернету речей для інтелектуального управління енергією.

Аналіз наукових публікацій[2-24] підтверджує, що поєднання методів глибокого навчання, алгоритмів машинного інтелекту та технологій Інтернету речей формує методологічну основу для побудови ефективних систем контролю й управління смартгрид-мережами та інтелектуальними будівлями. Такі підходи забезпечують розширені можливості прогнозування енергоспоживання і генерації, сприяють більш гнучкому залученню відновлюваних джерел енергії та дозволяють реалізувати адаптивне керування з урахуванням змінних режимів роботи і зовнішніх впливів. У результаті підвищується ефективність використання енергетичних ресурсів, зменшуються втрати та покращуються показники енергетичної сталості.

Водночас різноманіття запропонованих у літературі підходів, відмінності в архітектурах моделей глибокого навчання, типах використовуваних даних IoT-пристроїв і рівнях інтеграції з системами управління ускладнюють їх порівняльний аналіз і практичний вибір для конкретних застосувань. При цьому необхідно відмітити, що найбільш розповсюдженими методами є наступні.

Оптимізація інтелектуальної мережі IoT-DRL: у цьому підході дана техніка оптимізує управління ресурсами розумної мережі за допомогою концепції DRL, пов'язаної з сенсорами, інтегрованими в IoT. Це сприяє економічній роботі з максимальною продуктивністю енергії та мінімізованими відходами завдяки адаптації моделі на основі DRL у реальному часі, коли обставини змінюються вздовж ліній сітки разом із сприйняттям користувачів. Від 2700 одиниць із 100 сенсорів до 2300 одиниць із 500 сенсорів безперервно висока пропускну здатність мережі демонструє успішність

методу підвищення продуктивності інтелектуальних мереж, дотримуючись вимог стійкості та стійкості.

Енергооптимізація розумного міста на основі глибокого навчання: запропонований метод мінімізує споживання енергії в розумних містах із підтримкою Інтернету речей за допомогою методів глибокого навчання, що включають нейронні мережі та рекурентні нейронні мережі (RNN). За допомогою аналізу даних датчиків, пристроїв і інтелектуальних мереж у реальному часі цей підхід оцінює споживання енергії, що дозволяє оптимізувати інтелектуальну мережу, пристрої та прийняття рішень. Нарешті, підтримкою сталого розвитку є фінансова економія, скорочення споживання енергії та скорочення викидів парникових газів. Його масштабованість і універсальність підходять багатьом містам, тому створюють більш екологічне майбутнє.

Оптимізація енергоефективності інтелектуальної мережі на основі ML: запропонований підхід представляє структуру енергоефективності на основі машинного навчання, яка аналізує переміщення мешканців і генерує короткострокові енергетичні прогнози для максимального використання відновлюваної енергії в розумних мережах. Платформа збирає профілі мешканців та енергетичні профілі за допомогою пристроїв локалізації в приміщенні та мереж розумних лічильників у режимі реального часу, а потім поєднує ці профілі з прогнозованими даними за допомогою онлайн-моделі машинного навчання. Завдяки ефективному розподілу сонячної енергії цей метод знижує пікове споживання в основній електромережі, таким чином підвищуючи точність прогнозування енергії та оптимізацію ресурсів, використовуючи невеликі обчислювальні ресурси.

Модель прогнозування Energy-Net: запропонований підхід представляє модель Energy-Net, структуру глибокого навчання, призначену для тимчасового прогнозування споживання енергії. Складені просторово-часові модулі, кожен з яких включає часовий трансформатор (TT) для моделювання зв'язків даних навантаження та просторовий трансформатор (ST) для вилучення просторової інформації через згорткові шари та вдосконалений механізм самоуважності, складають модель. Згідно з оцінками наборів даних INPEC і ISO-NE, Energy-Net пропонує обчислювально ефективне рішення для пристроїв IoT у додатках інтелектуальної мережі, які показують, що Energy-Net перевершує інші моделі з меншою середньоквадратичною помилкою (RMSE).

IoT-ML Smart Grid Integration: запропонований підхід досліджує, як розумні мережі (SG), машинне навчання (ML), пристрої Інтернету речей (IoT) можна поєднати з кращим розумним управлінням будівлею. Акцент

на дистанційному налаштуванні та моніторингу системи SG сприяє підвищенню комфорту мешканців, безпеки та економії енергії. За допомогою збору даних інтелектуального лічильника досліджуються компоненти платформи IoT, функціональність SG та збір даних про енергію в реальному часі. Він також включає в себе методи машинного навчання для створення оцінки споживання енергії та бездоганну інтеграцію технологій IoT, SG та ML для покращення роботи інтелектуальної мережі.

Енергетичне прогнозування для розумних будівель на основі LSTM: запропонований метод використовує багаторівневу модель довготривалої короткочасної пам'яті (LSTM), інтегровану в структуру IoT, для прогнозування та управління споживанням енергії в розумних будівлях. IoT-пристрої забезпечують безперервний збір даних щодо енергоспоживання, параметрів мікроклімату та режимів експлуатації будівлі, формуючи часові ряди, які використовуються для навчання і тестування нейронної мережі. Модель LSTM демонструє підвищену точність прогнозування завдяки здатності враховувати як короткострокові, так і довгострокові часові залежності у даних. У проаналізованих дослідженнях ефективність запропонованого підходу порівнюється з базовими алгоритмами машинного навчання, зокрема лінійною регресією, методом опорних векторів, випадковим лісом та іншими традиційними моделями. Отримані результати свідчать про істотне зниження значень середньої абсолютної помилки (MAE) і середньоквадратичної помилки (RMSE), що підтверджує переваги використання методів глибокого навчання для задач енергетичного прогнозування. Практична реалізація LSTM-моделей у системах енергоменеджменту розумних будівель створює умови для впровадження прогнозно-орієнтованих стратегій управління, зокрема оптимізації графіків роботи інженерних систем, зменшення пікових навантажень та підвищення узгодженості між споживанням і доступною генерацією енергії. Це сприяє підвищенню енергоефективності, зниженню експлуатаційних витрат і покращенню показників сталості, що є особливо важливим у контексті інтеграції розумних будівель у смартгрид-мережі. Отже, розглянутий підхід на основі LSTM демонструє значний потенціал для застосування в інтелектуальних системах управління енергоспоживанням [25].

Глибокі нечіткі мережі для оптимізації інтелектуальної мережі: поєднує глибоке навчання з нечіткою логікою для максимізації економії енергії за допомогою інтелектуальних мереж для оптимізації ефективності інтелектуальної мережі, моделювання складних зв'язків за допомогою глибокого навчання та нечіткої логіки з DFN для підвищення точності та надійності за допомогою Kiguerе та ін.. Кілька різних енергетичних сис-

тем довели високу ефективність DFN, оскільки вона вже продемонструвала перспективу підвищення енергоефективності, зберігаючи контроль користувачів у динамічних інтелектуальних мережах завдяки досягненню критеріїв продуктивності, які здаються чудовими: до 91% чутливості, 94,45% специфічності.

Оптимізація енергії гібридної інтелектуальної мережі: запропонована модель гібридної інтелектуальної мережі надає місту максимальну можливість витрати енергії в реальному часі або відшкодування витрат, що включає фотоелектричну, гідро- та теплову енергію. У цю технологію полегшена інтеграція FoL, що забезпечує ефективне керування електроенергією як розподільним, так і контрольним. Оскільки ця технологія націлена на оптимізацію використання енергії, ця технологія сприяє максимізації загального рівня стійкості та ефективності в місті. Це забезпечує динамічну та надійну систему розподілу енергії. Такі моделі покращують продуктивність, розумне використання ресурсів і екологічний дизайн.

Результати аналізу наведено у таблиці, яка містить характеристики методів і їх оцінювання з позицій практичного впровадження в інтелектуальних енергетичних системах.

Таблиця 1. Порівняння методів виходу

№	Методи	Переваги	Обмеження
1	IoT -DRL Smart Grid Optimization	Зменшує експлуатаційні витрати, покращує енергоефективність, динамічно адаптується до умов мережі	Потрібна розгалужена інфраструктура IoT, висока обчислювальна вартість для навчання DRL
2	Енергооптимізація Smart City на основі глибокого навчання	Мінімізує споживання енергії, підтримує сталість, зменшує викиди парникових газів	Висока залежність від великомасштабних даних у реальному часі, потенційні проблеми з конфіденційністю
3	Оптимізація енергоспоживання Smart Grid на основі ML	Покращує прогнозування енергії, оптимізує використання відновлюваної енергії, зменшує піковий попит	Потрібні точні профілі зайнятості та енергоспоживання, продуктивність залежить від якості даних
4	Модель прогнозування Energy-Net	Висока точність прогнозування енергії, ефективне використання пристроїв IoT, низький RMSE	Інтенсивні обчислення для програм реального часу, складна структура моделі

Закінчення таблиці 1

№	Методи	Переваги	Обмеження
5	Інтеграція IoT-ML Smart Grid	Підвищує енергоефективність, покращує інтелектуальне управління будівлею, забезпечує моніторинг у реальному часі	Потрібна повна інтеграція систем IoT, ML і SG, висока вартість впровадження
6	Енергетичне прогнозування для розумних будівель на основі LSTM	Краща точність прогнозування, знижує MAE і RMSE, покращує управління енергією	Великі затрати на обчислення, продуктивність залежить від наявності даних
7	Глибокі нечіткі мережі для оптимізації інтелектуальної мережі	Вирішує невизначеність енергетичних даних, покращує точність прогнозу, покращує контроль користувача	Складна гібридна модель, яка потребує ретельного тестування для різних енергетичних систем
8	Гібридна інтелектуальна енергосистема	Оптимізує витрати на енергію в реальному часі, інтегрує кілька джерел живлення, покращує екологічність	Потрібна точна координація між джерелами енергії, фактори затримки можуть вплинути на продуктивність

Висновки та пропозиції. У статті здійснено систематизований огляд сучасних методів глибокого навчання та машинного інтелекту, що застосовуються для контролю, прогнозування та оптимізації роботи смарт-грид-мереж із використанням IoT-пристроїв. Проведений аналіз наукових публікацій і порівняльне узагальнення характеристик розглянутих підходів свідчать про суттєвий потенціал інтелектуальних методів у підвищенні енергоефективності, зниженні експлуатаційних витрат і забезпеченні сталого розвитку сучасних енергетичних систем.

Результати узагальнення, наведені в таблиці, показують, що методи на основі глибокого підкріплювального навчання, LSTM-моделей, гібридних нейронних та нечітких структур, а також інтегрованих IoT-ML архітектур забезпечують високу точність прогнозування, ефективну оптимізацію енергоспоживання та здатність адаптуватися до динамічних умов функціонування мережі. Особливо ефективними є підходи, орієнтовані на роботу з часовими рядами та даними в реальному часі, що дозволяє зменшувати пікові навантаження, підвищувати частку використання відновлюваних джерел енергії та покращувати якість управлінських рішень.

Водночас огляд виявив низку спільних обмежень, характерних для більшості розглянутих методів. До них належать висока обчислювальна складність моделей глибокого навчання, значна залежність від якості та обсягу даних IoT-пристроїв, потреба у розвиненій інформаційно-комунікаційній інфраструктурі, а також проблеми масштабованості, затримок обробки та захисту даних. Ці фактори істотно впливають на можливість практичного впровадження інтелектуальних методів у реальних умовах експлуатації смартгрид-мереж і потребують подальших досліджень.

Таким чином, результати огляду підтверджують доцільність використання методів глибокого навчання для контролю смартгрид-мереж із IoT-пристроями, водночас підкреслюючи необхідність комплексного підходу до їх вибору та впровадження. Перспективними напрямками подальших досліджень є розроблення менш обчислювально затратних моделей, підвищення стійкості до зашумлених і неповних даних, інтеграція прогнозних та керуючих алгоритмів на різних рівнях управління, а також формування єдиних методологічних підходів до оцінювання ефективності інтелектуальних систем управління енергією нового покоління.

© **Зайцев Є.О., Березниченко В.О., Голубенко О.І., Савченко А.В., 2025**

ЛІТЕРАТУРА/ REFERENCES

1. Y. Chi et al., "Deep reinforcement learning based edge computing network aided resource allocation algorithm for smart grid," *IEEE Access*, vol. 11, Pp. 6541–6550, 2022.
2. Z. Tang et al., "Machine learning assisted energy optimization in smart grid for smart city applications," *J. Interconnect. Netw.*, vol. 22, no. Supp03, p. 2144006, 2022.
3. Q. Xin, M. Alazab, V. G. Díaz, C. E. Montenegro-Marin, and R. G. Crespo, "A deep learning architecture for power management in smart cities," *Energy Rep.*, vol. 8, pp. 1568–1577, 2022.
4. M. Arun, and et al., "Internet of things and deep learning-enhanced monitoring for energy efficiency in older buildings," *Case Stud. Therm. Eng.*, vol. 61, p. 104867, 2024.
5. L. Xi, and et al., "Deep reinforcement learning-based service-oriented resource allocation in smart grids," *IEEE Access*, vol. 9, Pp. 77637–77648, 2021.
6. K. R. Deepa, and N. Thillaiarasu, "Integrated architecture for smart grid energy management: Deep attention-enhanced sequence-to-sequence model with energy-aware optimized reinforcement learning for demand response," *SN Comput. Sci.*, vol. 5, no. 8, p. 1017, 2024.
7. S. O. Olatinwo, and T. H. Joubert, "Deep learning for resource management in Internet of Things networks: A bibliometric analysis and comprehensive review," *IEEE Access*, vol. 10, Pp. 94691–94717, 2022.

8. P. Anusha, and et al., "Empowering IoT devices with energy-efficient AI and machine learning," in Proc. 2024 7th Int. Conf. Circuit Power Comput. *Technol.* (ICCPCT), Aug. 2024, vol. 1, Pp. 720–725.
9. H. S. Shreenidhi, and N. S. Ramaiah, "A two-stage deep convolutional model for demand response energy management system in IoT-enabled smart grid," *Sustain. Energy Grids Netw.*, vol. 30, p. 100630, 2022.
10. B. Sellami, A. Hakiri, S.B. Yahia, and P. Berthou, "Energy-aware task scheduling and offloading using deep reinforcement learning in SDN-enabled IoT network," *Comput. Netw.*, vol. 210, p. 108957, 2022.
11. Š. Kratochvíl, and J. Bejbl, "Analysis and the methods of forecasting of the intra-hour system imbalance," *Power*. 2015, 11, 9.1
12. J.F. Toubeau, J. Bottieau, Y. Wang, and F. Vallée, "Interpretable probabilistic forecasting of imbalances in renewable-dominated electricity systems," *IEEE Transactions on Sustainable Energy*. 2021, 13(2), Pp. 1267-1277. DOI: 10.1109/TSTE.2021.3092137.
13. T. Urdiales, "Forecasting Grid System Imbalance: Case Study in Belgium", 2023.
14. D. Carnevale, M. Cavaiola, and A. Mazzino, "A novel AI-assisted forecasting strategy reveals the energy imbalance sign for the day-ahead electricity market," *Energy Reports*. 2024, 11, pp. 4115-4126. DOI: 10.1016/j.egy.2024.03.058.
15. I. Balázs, A. Fodor, A. Magyar, "Short-term system imbalance forecast using linear and non-linear methods," *Energy Systems*. 2024, Pp. 1-22. DOI: 10.1007/s12667-024-00667-7.
16. I. Blinov, E. Parus, D. Olefir, O. Rybina, V. Sychova, I. Zaitsev, and V. Rassoovskiy "Approaches to the cascade hydropower plants optimum operation for forming the day-ahead electricity market schedule," In: *Systems, Decision and Control in Energy VI.*, vol. 552. *Springer, Cham*, 2024 Pp. 445–472. DOI: 10.1007/978-3-031-67091-6_20.
17. I. Blinov, I. Zaitsev, M. Bajaj, V. Miroshnyk, V. Sychova, P. Shymaniuk, V. Blazek, and L. Prokop "Advanced LSTM-Based Forecasting of Electricity Imbalances in the Ukrainian Power System: Enhancing Accuracy and Stability with Comparative Model Analysis," *Energy Exploration & Exploitation*, 2025, 0, 25. DOI: 10.1177/01445987251360272.
18. E.F. Agajie, T.F. Agajie, I. Amoussou, A. Fopah-Lele, W.B. Nsanyuy, B. Khan, M. Bajaj, I. Zaitsev, and E. Tanyi "Optimization of off-grid hybrid renewable energy systems for cost-effective and reliable power supply in Gaita Selassie Ethiopia," *Scientific Reports*, Vol. 14, article ID 10929, 2024, 25 p. DOI: 10.1038/s41598-024-61783-z.
19. T. Han, K. Muhammad, T. Hussain, J. Lloret, and SW. Baik "An Efficient Deep Learning Framework for Intelligent Energy Management in IoT Networks," *IEEE Internet of Things*, Vol. 8(5):3170-3179. DOI: 10.1109/JIOT.2020.3013306.
20. F. Rezazadeh, N. Bartzoudis "A Federated DRL Approach for Smart Micro-Grid Energy Control with Distributed Energy Resources," *IEEE CAMAD 2022*, DOI: 10.1109/camad55695.2022.9966919.

21. Y. Chang, D. Jiang, J. Wu, J. Peng, and X. Xu " Research on power data analysis and its mining technology in smart grid," *Applied Mathematics and Nonlinear Sciences*, Vol. 9 (2024): Iss. 1 (Jan. 2024), DOI: 10.2478/amns-2024-3014.

22. F.A. Alijoyo, "AI-powered deep learning for sustainable industry 4.0 and Internet of Things: Enhancing energy management in smart buildings," *Alex. Eng. J.*, vol. 104, Pp. 409–422, 2024.

23. T. Ahmad, R. Madonski, D. Zhang, C. Huang, and A. Mujeeb, "Data-driven probabilistic machine learning in sustainable smart energy/smart energy systems: Key developments, challenges, and future research opportunities in the context of smart grid paradigm," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 160, p. 112128, 2022.

24. M. Abdel-Basset, H. Hawash, R. K. Chakraborty, and M. Ryan, "Energy-net: A deep learning approach for smart energy management in IoT-based smart cities," *IEEE Internet Things J.*, vol. 8, no. 15, Pp. 12422–12435, 2021.

25. Zaitsev Ievgen, Bondarenko Oleh, Golubenko Oleksandr, Antonenko Artem, Savchenko Andrii. Securing Applied Information Systems With SAST Integration Into the Gulp Pipeline. In: *Applied Information Systems and Technologies in the Digital Society: proceedings of the 9th International Scientific and Practical Conference "Applied Information Systems and Technologies in the Digital Society" AISTDS'2025, Kyiv, Ukraine, October 1, 2025 / ed. Vitaliy Snytyuk [et al.]. CEUR-WS.org, 2025. Vol. 4133. P. 181-189. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-4133/>.*

СТАТТЯ НАДІЙШЛА ДО РЕДАКЦІЇ 25.08.2025