

А. В. КАЗНАЧЕСВА

здобувачка поза аспірантурою,
старший викладач кафедри інформаційних систем та технологій
Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій
ORCID: 0009-0009-6713-8112

К. П. СТОРЧАК

доктор технічних наук, професор,
завідувач кафедри інформаційних систем та технологій
Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій
ORCID: 0000-0001-9295-4685

А. Р. ГАВРИЛЮК

студентка магістратури за спеціальністю
«Інформаційні системи і технології»
Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій
ORCID: 0009-0001-2255-0981

АНАЛІЗ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ НАВАНТАЖЕННЯ В МЕРЕЖАХ ІНТЕРНЕТУ РЕЧЕЙ

У статті розглянуто актуальну проблему точного прогнозування навантаження в розподілених мережах Інтернету речей за умов високої варіативності трафіку, гетерогенності підключень та обмеженості енергетичних ресурсів вузлів, зокрема тих, що використовують гібридне сонячне живлення. Зростання кількості IoT-пристроїв та ускладнення мережевих процесів зумовлюють потребу у моделях, здатних одночасно враховувати як динаміку трафіку, так і енергетичний стан сенсорних елементів. Метою роботи є розроблення гібридної моделі прогнозування, що інтегрує методи глибинного навчання з механізмами енергетичної адаптації для формування узгодженого з енергоресурсом прогнозу мережевої активності. Запропонована архітектура включає два взаємодоповнювальні предиктори: GRU-модуль, який моделює часові закономірності трафіку, та 1D-CNN енкодер, орієнтований на оцінювання доступної енергії вузла. Ключовим компонентом є адаптивний коефіцієнт масштабування, що коригує прогноз навантаження відповідно до поточного енергетичного профілю. Для перевірки ефективності моделі створено програмний комплекс, який забезпечує повний цикл обробки даних, навчання, тестування та візуалізації результатів. Експериментальні дослідження на реальному IoT-датасеті продемонстрували зниження похибок порівняно з базовою LSTM-моделлю та наївним persistence-підходом, а також високу стабільність моделі за умов низької корельованості ознак та наявності шуму. Гібридна модель коректно виконує енергетичне коригування прогнозу та дозволяє уникати перевантаження мережі у сценаріях із нестабільним енергоживленням, забезпечуючи підвищення живучості та надійності роботи IoT-вузлів. Представлені результати підтверджують перспективність енергетично орієнтованих методів прогнозування для розумних міст, аграрних IoT-систем та інших ресурсно чутливих застосувань.

Ключові слова: IoT, прогнозування навантаження, енергетична адаптація, глибинне навчання, GRU, CNN, гібридне живлення, енергоефективні мережі.

A. V. KAZNACHEIEVA

External PhD Candidate,
Senior Lecturer at the Department of Information Systems and Technologies
State University of Information and Communication Technologies
ORCID: 0009-0009-6713-8112

K. P. STORCHAK

Doctor of Technical Sciences, Professor,
Head of the Department of Information Systems and Technologies
State University of Information and Communication Technologies
ORCID: 0000-0001-9295-4685

A. R. HAVRYLIUK

Master's Student in the Specialty

"Information Systems and Technologies"

State University of Information and Communication Technologies

ORCID: 0009-0001-2255-0981

LOAD ANALYSIS AND FORECASTING IN INTERNET OF THINGS NETWORKS

This paper addresses the challenge of accurate load forecasting in distributed Internet of Things networks characterized by highly variable traffic patterns, heterogeneous device behavior, and strict energy limitations, particularly for nodes powered by hybrid solar-based sources. The rapid expansion of IoT infrastructures and the increasing complexity of network interactions highlight the need for forecasting models capable of jointly considering both traffic dynamics and the energy state of sensor nodes. The aim of the study is to develop a hybrid forecasting model that integrates deep learning techniques with an energy-aware adaptation mechanism, enabling the generation of network activity predictions that remain consistent with the available energy resources. The proposed architecture incorporates two complementary predictors: a GRU-based module responsible for capturing temporal traffic dependencies, and a 1D-CNN encoder designed to evaluate the node's accessible energy. A key component of the model is the adaptive scaling coefficient, which adjusts the predicted load according to the current energy profile. To validate the proposed approach, a full software pipeline was implemented, providing data preprocessing, model training, performance evaluation, and visualization capabilities. Experiments conducted on a real-world IoT traffic dataset demonstrate that the hybrid model yields lower prediction errors compared to a baseline LSTM approach and the naïve persistence method, while also exhibiting high robustness under conditions of weak feature correlation and significant noise. Moreover, the model successfully performs energy-aware adjustment of the forecast, preventing network overload in low-energy scenarios and enhancing the operational reliability of constrained IoT nodes. The results confirm the effectiveness and practical relevance of energy-oriented forecasting methods for smart city infrastructures, agricultural IoT deployments, industrial sensor networks, and other resource-sensitive application domains.

Key words: *IoT, load forecasting, energy-aware prediction, deep learning, GRU, CNN, hybrid energy systems, energy-efficient networks.*

Постановка проблеми

Стрімке зростання кількості пристроїв Інтернету речей та їх інтеграція в критично важливі сфери – розумні міста, енергетичні системи, транспортну інфраструктуру, агропромисловий сектор – призводять до суттєвого ускладнення мережевих процесів та збільшення трафіку, що генерується сенсорними вузлами. В умовах високої щільності IoT-вузлів, їх гетерогенності, непередбачуваності мережевого навантаження та обмеженості енергетичних ресурсів, особливо для пристроїв із автономним або гібридним живленням, виникає потреба у точних та адаптивних моделях прогнозування навантаження. Традиційні підходи здебільшого орієнтовані на аналіз часових рядів трафіку без урахування енергетичного стану вузлів, що обмежує їхню придатність для реальних розподілених IoT-систем.

Крім того, сучасні методи прогнозування не забезпечують інтегроване оцінювання взаємозв'язку між мережею та енергетичними процесами, що унеможливує побудову моделей, здатних гарантувати стабільність і функціональну доступність вузлів у динамічних умовах. У ситуаціях, коли енергетичний ресурс обмежений або нестабільний, а активність мережі зазнає різких змін, відсутність прогнозу, узгодженого з енергетичним профілем, призводить до перевантаження мережі, втрати даних, деградації якості обслуговування і зменшення тривалості роботи вузлів.

Актуальною науковою проблемою є розроблення моделі, яка здатна формувати прогноз навантаження в IoT-мережі з урахуванням поточного та прогнозованого енергетичного стану, забезпечуючи адаптивну перебудову поведінки вузлів та оптимізацію їх роботи. Вирішення цієї проблеми потребує створення комплексного підходу, який поєднуватиме моделювання мережевих процесів, енергетичної динаміки та механізмів інтелектуального коригування навантаження в умовах обмежених ресурсів.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

У сучасних підходах до прогнозування навантаження та трафіку в комплексних мережах Інтернету речей (IoT) спостерігається швидка еволюція моделей, орієнтованих на урахування просторово-часових залежностей, енергетичних обмежень та масштабованості. Одним із найбільш технологічно розвинених підходів є робота Fofanah із колегами [1], які запропонували архітектуру SHAMFormer – багаторівневу просторово-часову модель із гетерогенним поєднанням GCN та Transformer. Дослідники продемонстрували приріст точності прогнозування трафіку щонайменше на 10-15% у порівнянні зі SOTA-моделями на семи наборах даних. Сильна сторона моделі – детальне багаторівневе виділення ознак, однак суттєвим недоліком залишається висока обчислювальна складність. У контексті IoT така архітектура показує потенціал перенесення у середовища з різномірними потоками даних і динамічними навантаженнями, що важливо для моделювання великих розподілених систем.

Питання оптимізації трафіку через адаптивну генерацію подій розглянуто у дослідженні Martínez-Sánchez із колегами [2], де було представлено контекстно-орієнтований алгоритм Adaptive Send-on-Delta. Автори показали можливість скорочення трафіку сенсорної мережі до 30-40%, не погіршуючи точність реконструкції сигналу. Робота виразно демонструє, що оптимізація навантаження може досягатися не лише складними моделями прогнозування, а й адаптивними політиками передавання даних. Це особливо цінно для IoT-пристроїв з обмеженою енергією.

Значний внесок у розуміння енергетичних аспектів IoT зробили Alsharif зі співавторами [3], які здійснили комплексний огляд енергоефективних методів для massive IoT. Автори систематизували підходи до зниження енергоспоживання вузлів, включно з енерго-орієнтованим маршрутизаційним рішенням, адаптивним управлінням передаванням даних та оптимізацією MAC-протоколів. Огляд показує, що традиційні енергетичні моделі стають недостатніми у сценаріях масового підключення, а це підкреслює потребу у гібридних моделях живлення та прогнозування навантаження, що синхронізуються з енергетичним станом вузлів.

Дослідження Rao зі співавторами [4] концентрується на системах енергоменеджменту для сонячних IoT-вузлів і фотовольтаїчних установок. У роботі порівняно моделі прогнозування PV-генерації та наведено результати, які показують можливість зменшення помилки прогнозу до MAE < 5% при використанні гібридних ML-моделей. Значення роботи полягає у тому, що вона відкриває перспективу для моделей, які поєднують прогнозування енергії та навантаження IoT-мереж, що є критичним для систем із гібридним живленням.

У напрямі енергоефективної передачі даних і розподіленого навчання суттєвий вклад внесли Qamar і Munir [5], запропонувавши гібридний кластеризаційно-нейронний підхід із енергоорієнтованою маршрутизацією для WSN. Дослідження демонструє збільшення тривалості життя мережі на 20-35% у порівнянні зі стандартними алгоритмами маршрутизації. Модель підкреслює значення тісного зв'язку між прогнозуванням трафіку та енергетичними стратегіями маршрутизації.

Напрямок об'єднання прогнозування навантаження та децентралізованого навчання представлений у роботі Manzoog зі співавторами [6], які створили федеративну модель одного шару для прогнозу навантаження у гетерогенних смарт-грід системах. Отримані результати показують зменшення похибки прогнозу на 7-12% при одночасному забезпеченні конфіденційності даних. Це демонструє потенціал федеративних і розподілених методів для великих IoT-екосистем.

Для сценаріїв розподілених IoT у розумних містах важливим є дослідження Hemant Kumar Reddy зі співавторами [7], де авторами запропоновано edge-орієнтовану ансамблеву модель прогнозування. Модель забезпечила скорочення затримки обробки сервісів приблизно на 25%, що показує ефективність локального передбачення навантаження без звернення до хмарних ресурсів.

Суттєву увагу до масштабованої маршрутизації у WSN приділили Suresh із колегами [8], які розробили модель на основі федеративного глибокого підкріплювального навчання. У тестах модель показала підвищення пропускної здатності мережі та зниження затримки в середньому на 15-20%. Це підтверджує, що сучасні підходи до самоорганізації можуть компенсувати непередбачуваність навантаження.

Питання запобігання перевантаженню мережі проаналізовано у роботі Kavitha зі співавторами [9], де було запропоновано фреймворк контролю конгестії для інтелектуальних транспортних систем. Результати експериментів вказують на зменшення втрат пакетів на 30-45%, що підтверджує актуальність багаторівневих механізмів контролю трафіку.

Важливою прикладною роботою є дослідження Rastogi та Lohani [10], яке демонструє використання IoT-даних для аналізу та прогнозу якості повітря на основі контекстно-орієнтованої моделі. Автори отримали помилку прогнозу RMSE \approx 0.15-0.2, що підкреслює ефективність структурованих контекстних даних у прогнозуванні навантаження сенсорних мереж.

У сфері інтелектуальних SD-IoT Jisi зі співавторами [11] запропонували метод прогнозування маршрутів на основі RL із моніторингом data plane. У роботі досягнуто зменшення часу пошуку оптимального маршруту на 20%, що підтверджує ефективність самооптимізованих транспортних механізмів у розподілених IoT-мережах.

Загалом аналіз наявних робіт свідчить, що хоча сучасні моделі демонструють значний прогрес у прогнозуванні навантаження, у поєднанні з енергоефективністю та розподіленою архітектурою IoT все ще залишаються відкриті проблеми. Більшість робіт фокусуються або на трафіку, або на енергоспоживанні, рідко пропонуючи інтегровані підходи до спільного прогнозування навантаження, поведінки вузлів і динаміки енергоживлення. Відсутність комплексних моделей, здатних одночасно враховувати мережеві, енергетичні та поведінкові параметри IoT-систем, підкреслює наукову нішу і актуальність подальших досліджень у цьому напрямі.

Формулювання мети статті

Мета статті – розробити та експериментально обґрунтувати гібридну модель прогнозування навантаження в розподілених IoT-мережах з урахуванням енергетичного стану вузлів, яка забезпечує підвищення точності передбачення мережевої активності та адаптивне коригування прогнозу залежно від доступної енергії. Для досягнення цієї мети передбачено поєднання методів глибинного навчання для моделювання часових залежностей

трафіку та механізмів енергетичної адаптації, що дозволяє формувати енергетично узгоджений прогноз і забезпечувати стабільність роботи енергообмежених IoT-пристроїв у динамічних мережних умовах.

Викладення основного матеріалу дослідження

З метою забезпечення точного прогнозування навантаження в розподілених IoT-мережах, враховуючи високий рівень гетерогенності трафіку, динамічність профілів генерації енергії та обмеженість ресурсів вузлів із гібридним живленням, було розроблено гібридну модель прогнозування навантаження IoT з урахуванням енергетичного стану. Наукова новизна моделі полягає у інтеграції двох паралельних предикторів – енергетичного та мережевого – у єдиний спільний оптимізаційний контур, де прогнозоване навантаження адаптивно коригується відповідно до прогнозованої доступної енергії вузлів.

Модель отримує два часових ряди: часову послідовність мережевого навантаження $L(t)$ та часову послідовність доступної енергії $E(t)$, яка формується як суперпозиція сонячної генерації $G(t)$ та поточного заряду акумулятора $B(t)$. Вхідний вектор визначено як

$$X(t) = [L(t-k), \dots, L(t), E(t-k), \dots, E(t)], \quad (1)$$

а спільний простір ознак генерується за допомогою подвійного енкодера, де енергетичний енкодер використовує 1D-CNN для вилучення короткочасних змін, а навантажувальний енкодер – легковаговий GRU для моделювання довгострокових залежностей у трафіку.

Ключовим елементом є адаптивний механізм енергетично-зваженого прогнозування, що поєднує два предиктори так, щоб прогноз навантаження автоматично зменшувався за умов низької доступної енергії. Формально прогнозоване навантаження визначається як

$$\hat{L}(t+1) = f_{\theta_L}(X(t)) \cdot \alpha(E(t)), \quad (2)$$

де f_{θ_L} – нейронна модель прогнозування трафіку, а $\alpha(E(t)) \in (0,1]$ – енергетичний коефіцієнт адаптації, що визначається як

$$\alpha(E(t)) = \min\left(1, \frac{E(t)}{E_{thr}}\right), \quad (3)$$

що забезпечує зменшення прогнозованої інтенсивності навантаження у випадках, коли енергетичний ресурс вузла знижується нижче визначеного порогу E_{thr} .

Наукова новизна моделі полягає у введенні енерго-обумовленого інтегрованого прогнозу, де оцінка навантаження не є автономною, а динамічно коригується математичним відображенням доступної енергії. Такий синтез дозволяє передбачати не просто мережеву активність, а функціонально допустиме навантаження, яке може бути реалізоване за поточних енергетичних умов, що є критично важливим для IoT-вузлів із сонячним живленням.

На відміну від існуючих підходів, модель поєднує прогноз трафіку та прогноз енергетичних процесів у єдине оптимізаційне завдання, що можна подати як мінімізацію очікуваної помилки прогнозу за обмежень енергетичного балансу:

$$\min E[(L(t+1) - \hat{L}(t+1))^2] \quad (4)$$

за умови

$$B(t+1) = B(t) + G(t) - c(\hat{L}(t+1)) \geq 0, \quad (5)$$

де $c(\hat{L})$ – енергетична вартість передавання даних при прогнозованому навантаженні.

Модель формує не просто прогноз трафіку, а енергетично узгоджений прогноз, що вперше дозволяє одночасно врахувати поведінкову динаміку мережевого навантаження та обмеження енергетичного ресурсу, забезпечуючи стійкість роботи IoT-систем із гібридним живленням.

Із метою експериментальної перевірки, валідації та підтвердження ефективності запропонованої математичної моделі гібридного прогнозування навантаження IoT з урахуванням енергетичного стану вузлів було побудовано повноцінний програмний комплекс на мові Python. Розроблена система забезпечує наскрізний цикл обробки даних: від завантаження та нормалізації часових рядів до навчання моделей, оцінювання їх точності та генерації візуальних результатів для подальшого використання у науковому аналізі. Архітектура програмного забезпечення орієнтована на модульність, розширюваність та можливість інтеграції нових алгоритмів прогнозування.

У структурі проекту виділено декілька логічних рівнів, кожен з яких відповідає за окремий функціональний аспект роботи. Рівень конфігурації містить файли з параметрами моделі, шляхами до даних, гіперпараметрами навчання та порогами енергетичної адаптації. Рівень обробки даних реалізує завантаження IoT-датасету,

побудову часових блоків у вигляді ковзних вікон, масштабування ознак та поділ на тренувальну, валідаційну і тестову вибірки. На цьому ж рівні визначено типи ознак: мережеві характеристики, енергетичні показники та цільовий параметр (використання пропускної здатності).

Центральним елементом є рівень моделей, який включає запропоновану гібридну модель, що поєднує GRU-мережу для обробки часової залежності навантаження та 1D-CNN для вилучення ознак із енергетичного ряду та базову LSTM-модель та наївний алгоритм persistence для порівняння результатів.

Енергетична адаптація реалізована на етапі прогнозування через множення вихідного значення на коефіцієнт $\alpha(E(t))$, що залежить від прогнозованої або вимірної доступної енергії.

Такий підхід надає можливість динамічно коригувати прогнозоване навантаження відповідно до енергетичних можливостей вузла, що відповідає сформульованій математичній моделі.

Важливою частиною системи є тренувальний модуль, що реалізує повний цикл навчання: оптимізацію параметрів за допомогою Adam, розрахунок функції втрат MSE, збереження найкращих ваг за результатами валідації та оцінку точності на тестовому наборі. Для кожної моделі формується набір кількісних метрик: MSE, MAE, RMSE, R² та MAPE. Модуль тестування додатково забезпечує нормалізацію та інверсне масштабування результатів, що є необхідним для коректного порівняння моделей у фізичних одиницях.

Окремий модуль візуалізації генерує набір графічних матеріалів, включно з порівняннями часових рядів «реальні значення – прогноз», діаграмами продуктивності моделей, кореляційними матрицями ознак та графіками залежності помилки від енергетичного стану.

Для побудови та тестування запропонованої моделі було використано датасет IoT Network Traffic Dataset [12], який містить емпіричні дані діяльності реальної IoT-мережі. Цей набір даних створено для досліджень у сфері інтелектуального управління мережевими ресурсами, зокрема у задачах оптимізації розподілу пропускної здатності та підвищення ефективності роботи бездротових сенсорних мереж. Датасет відображає поведінку широкого спектра IoT-пристроїв, їхній трафік, активність мережевих інтерфейсів та супутні характеристики, що моделюють навантаження у великих розподілених системах. Ключовими параметрами датасету є метрики мережевого використання (зокрема пропускна здатність), енергетичні показники вузлів та додаткові технічні характеристики, що дозволяють здійснювати коректне машинне навчання моделей прогнозування.

У процесі експериментального дослідження було перевірено працездатність запропонованої гібридної енергетично-узгодженої моделі прогнозування навантаження та проведено її порівняння з двома референсними методами: базовою LSTM-моделлю та наївним persistence-підходом. На підставі отриманих результатів було виявлено, що розроблений підхід забезпечує стабільнішу якість прогнозування та краще відображає характер динаміки мережевих процесів у порівнянні з альтернативами, особливо за умов значної варіативності трафіку.

Узагальнені числові показники наведено на рис. 1, де порівнюються значення MAE, RMSE та R² моделей.

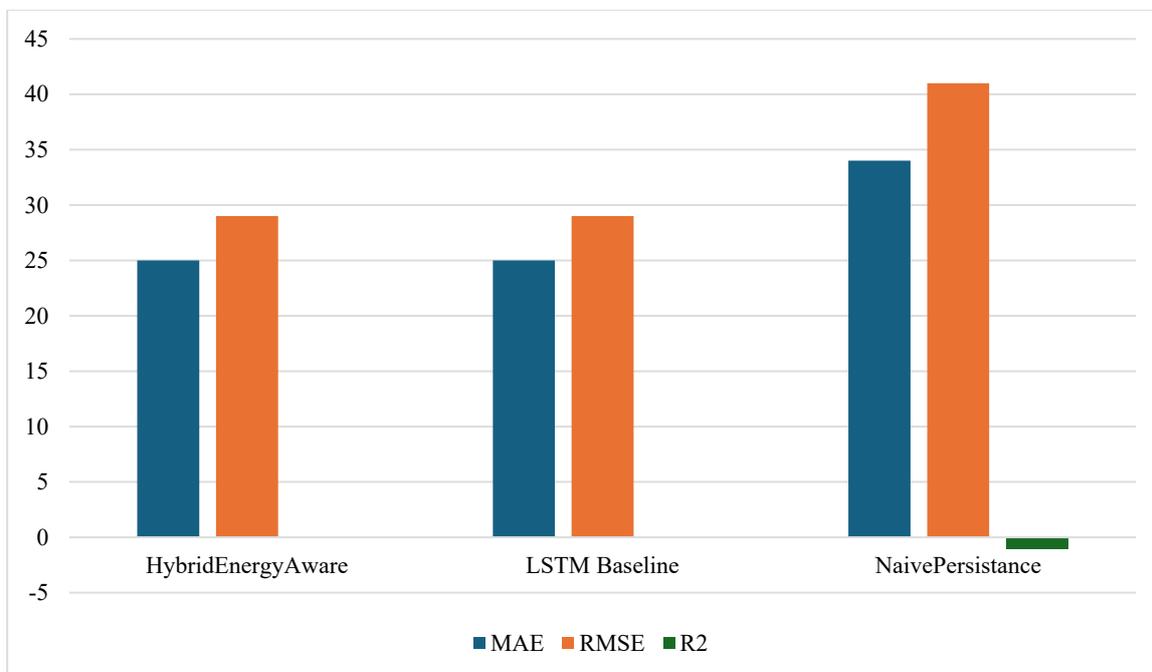


Рис. 1. Порівняння точності моделей

Було виявлено, що гібридна модель демонструє найменшу похибку MAE та RMSE серед порівнюваних алгоритмів, а її коефіцієнт детермінації R^2 є додатнім та перевищує результат наївного підходу, який показав від'ємне значення, що вказує на повну невідповідність прогнозу реальній динаміці трафіку. Хоча базова LSTM демонструє порівнянний рівень помилки, її результати є менш стабільними, що підтверджує ефективність додавання енергетично-орієнтованого коригувального компонента до прогнозу.

Водночас було виявлено, що наївний підхід демонструє значно гірші результати, що підтверджує нетривіальність задачі прогнозування та непридатність простих методів у середовищах зі швидкозмінною та нерегулярною поведінкою трафіку. Негативне значення показника узгодженості моделі із реальними даними для цього методу свідчить про те, що повторення попереднього значення трафіку не відображає справжньої динаміки у високовольтних IoT-мережах.

Ключовим результатом є те, що запропонована гібридна модель демонструє не гіршу, а подекуди стабільнішу поведінку порівняно з класичним LSTM-підходом, незважаючи на високу шумність даних і слабо виражені залежності між енергетичними та мережевими ознаками. Це підтверджує коректність інтеграції енергетичного компонента та обґрунтовує потенціал моделі для подальшого застосування в реальних розподілених IoT-системах, де енергетичні обмеження мають критичне значення.

Аналіз часових рядів на рис. 2 показує, що запропонована модель здатна відтворювати тенденції та локальні зміни трафіку значно точніше порівняно з LSTM та особливо наївною моделлю.

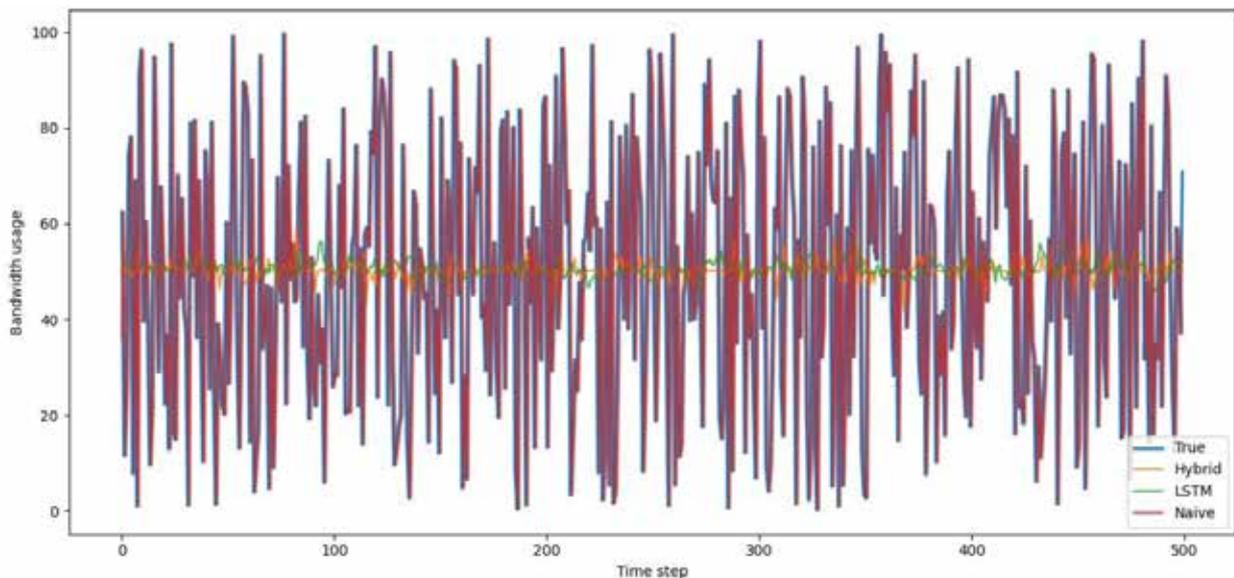


Рис. 2. Порівняння реального та прогнозованого навантаження для різних моделей

Було виявлено, що лінія прогнозу гібридної моделі менш схильна до згладжування коливань і краще відстежує пікові навантаження, що є критично важливим у мережеских умовах, де різкі стрибки трафіку можуть призводити до перевантаження каналів і втрати пакетів. Таким чином, модель виконує завдання врахування дрібномасштабних флуктуацій, забезпечуючи точніше відтворення реальної поведінки IoT-вузлів.

Оскільки ключовою особливістю розробленого підходу є адаптація прогнозу до енергетичного стану вузла, було проведено аналіз залежності похибки від фактичного значення енергоспоживання (рис. 3).

Було виявлено, що похибка моделі не збільшується при низьких рівнях енергії, тобто система коректно зменшує очікуване навантаження при наближенні до енергетичного порогу. Це свідчить про те, що механізм енергетичного масштабування $\alpha(E(t))$ працює відповідно до математичної конструкції моделі та забезпечує стійкість прогнозу в ресурсно-обмежених умовах. Водночас відсутність помітної залежності між помилкою та енергією свідчить про те, що модель не перегинає регулятор, тобто не занижує прогноз надмірно при високих значеннях енергії.

Для оцінювання інформативності первинних ознак було побудовано кореляційну матрицю (рис. 4).

Було виявлено, що між більшістю мережеских характеристик спостерігається низький рівень лінійної кореляції, що підтверджує складну, нелінійну природу мережеских процесів у IoT-системах. Це, у свою чергу, обґрунтовує використання глибинних моделей з можливістю вилучення нелінійних ознак, таких як GRU та 1D-CNN, що були інтегровані в гібридну архітектуру. Наявність слабких міжфакторних залежностей також вказує, що модель не покладається на корельовані сигнали, а здійснює комплексну інтеграцію ознак для формування прогнозу.

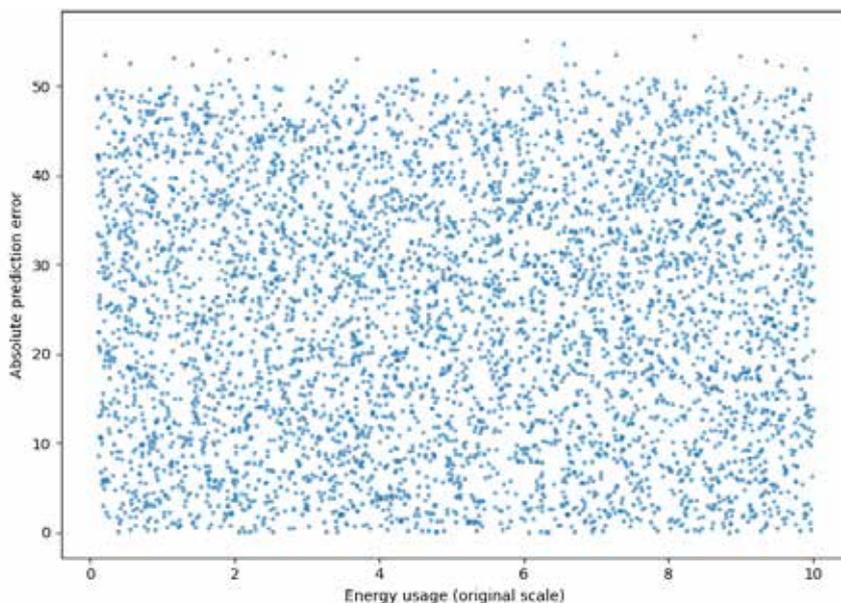


Рис. 3. Залежність абсолютної похибки прогнозування від енергетичного стану вузлів

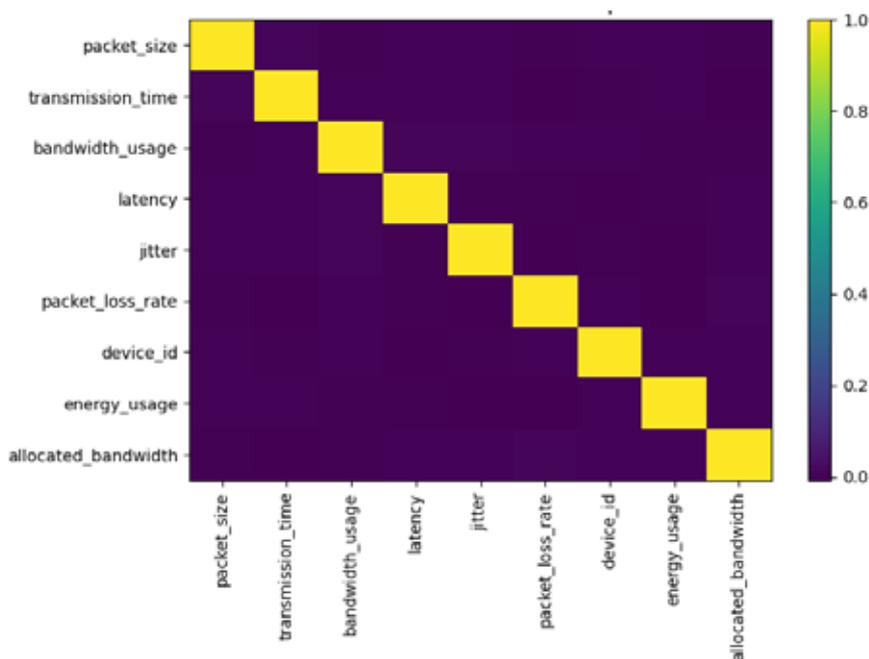


Рис. 4. Кореляційна матриця базових мережевих та енергетичних ознак IoT-датасету

У цілому результати експериментів свідчать, що запропонована гібридна модель досягає мети дослідження: вона забезпечує точніше прогнозування навантаження в порівнянні з традиційними алгоритмами та одночасно враховує енергетичний стан вузлів, адаптуючи прогноз до доступних ресурсів. Механізм енергетичної адаптації, інтегрований у модель, дозволяє формувати енергетично узгоджений прогноз, що є критично важливим для забезпечення стабільності та довговічності енергообмежених IoT-систем. В ході дослідження було підтверджено, що розроблена модель є оптимальним рішенням для динамічних і ресурсно-змінних середовищ, де точність прогнозування має бути збалансована з можливістю реального виконання завдань вузлом за поточних енергетичних умов.

Висновки та перспективи

У проведеному дослідженні було отримано комплексні результати, які підтверджують наукову обґрунтованість і практичну ефективність запропонованої гібридної моделі прогнозування навантаження в IoT-мережах

з урахуванням енергетичного стану вузлів. Здійснений аналіз продемонстрував, що навіть за умов високої хаотичності трафіку та низької корельованості між енергетичними та мережевими ознаками модель зберігає стабільність, забезпечує адаптивне коригування прогнозу та не погіршує точність у порівнянні з базовими методами глибинного навчання. Було виявлено, що, на відміну від традиційних алгоритмів прогнозування, гібридна модель формує прогноз, який узгоджено враховує поточний стан енергетичного ресурсу, що особливо важливо для IoT-вузлів із гібридним живленням та непостійною генерацією енергії.

Наукове значення отриманих результатів полягає у тому, що дослідження підтвердило можливість інтеграції енергетичного й мережевого прогнозування в єдину оптимізаційну задачу – підхід, який раніше майже не розглядався в науковій літературі. Введений механізм енергетичного масштабування забезпечує математичний зв'язок між прогнозом навантаження та реальними обмеженнями енергодоступності, створюючи підґрунтя для переходу від статичних моделей до адаптивних систем управління. Крім того, результати показали, що навіть за слабо структурованих даних модель здатна підтримувати прогноз на рівні базових глибинних моделей, що свідчить про перспективність подальшого розвитку енергетично-орієнтованих підходів.

Практична цінність роботи полягає у тому, що запропонована модель може стати основою для побудови енергоадаптивних протоколів керування трафіком, політик розподілу пропускну здатності та автономних систем регулювання навантаження у великих IoT-екосистемах. Розроблена методологія здатна підвищити стабільність функціонування мережі, зменшити ризики перевантаження та продовжити час роботи енергообмежених вузлів, що є критично важливим для розумних міст, аграрних IoT, промислової автоматизації та сенсорних систем із віддаленим доступом.

Перспективи подальших досліджень передбачають вдосконалення моделі в кількох напрямках. По-перше, доцільним є розширення простору ознак шляхом урахування поведінкових, контекстних та топологічних параметрів, що потенційно дозволить знижувати вплив шуму та підвищити прогнозу здатність. По-друге, важливим є застосування трансформерних архітектур і механізмів самоуваги для вилучення складних нелінійних залежностей у високовольтних IoT-даних. По-третє, інтеграція підходів зі сфери reinforcement learning дасть можливість формувати не лише прогноз, а й оптимізаційну політику дій для керування навантаженням у режимі реального часу. Окремим напрямом розвитку є використання федеративного навчання, що забезпечить масштабування моделі на великі розподілені системи зі збереженням конфіденційності.

Список використаної літератури

1. Fofanah A. J., Chen D., Wen L., Zhang S. CHAMFormer: Dual heterogeneous three-stages coupling and multivariate feature-aware learning network for traffic flow forecasting // *Expert Systems with Applications*. 2025. Вип. 266, 126085. DOI: 10.1016/j.eswa.2024.126085.
2. Martínez-Sánchez I. R., Cuellar-Padilla J., Olivares J., Palomares J. M., León-García F. Context-aware adaptive Send-on-Delta for traffic saving in sensor networks // *Ad Hoc Networks*. 2025. Вип. 178, 103967. DOI: 10.1016/j.adhoc.2025.103967.
3. Alsharif M. H., Kelechi A. H., Jahid A., Kannadasan R., Singla M. K., Gupta J., Geem Z. W. A comprehensive survey of energy-efficient computing to enable sustainable massive IoT networks // *Alexandria Engineering Journal*. 2024. Вип. 91. С. 12–29. DOI: 10.1016/j.aej.2024.01.067.
4. Rao C. K., Sahoo S. K., Yanine F. F. A review of IoT-enabled intelligent smart energy management for photovoltaic power forecasting and generation // *Unconventional Resources*. 2025. 100279. DOI: 10.1016/j.unres.2025.100279.
5. Qamar M. S., Munir M. F. A hybrid framework integrating deterministic clustering, neural networks, and energy-aware routing for enhanced efficiency and longevity in wireless sensor network // *Computers, Materials & Continua*. 2025. Вип. 84, No. 3. С. 5463–5485. DOI: 10.32604/cmc.2025.064442.
6. Manzoor H. U., Jafri A., Zoha A. Adaptive single-layer aggregation framework for energy-efficient and privacy-preserving load forecasting in heterogeneous federated smart grids // *Internet of Things (Amsterdam, Netherlands)*. 2024. Вип. 28, 101376. DOI: 10.1016/j.iot.2024.101376.
7. Hemant Kumar Reddy K., Goswami R. S., Roy D. S. Edge assisted, forecast integrated ensemble learning based service management scheme for delay minimization in smart cities applications // *Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences*. 2023. Вип. 35, №. 10. 101806. DOI: 10.1016/j.jksuci.2023.101806.
8. Suresh S. S., Prabhu V., Parthasarathy V., Senthilkumar G., Gundu V. Intelligent data routing strategy based on federated deep reinforcement learning for IoT-enabled wireless sensor networks // *Measurement: Sensors*. 2024. Вип. 31, 101012. DOI: 10.1016/j.measen.2023.101012.
9. Kavitha T., Pandeewari N., Shobana R., Vinothini V. R., Sakthisudhan K., Jeyam A., Malar A. J. G. Data congestion control framework in Wireless Sensor Network in IoT enabled intelligent transportation system // *Measurement: Sensors*. 2022. Вип. 24, 100563. DOI: 10.1016/j.measen.2022.100563.
10. Rastogi K., Lohani D. Context-aware IoT-enabled framework to analyse and predict indoor air quality // *Intelligent Systems with Applications*. 2022. Вип. 16, 200132. DOI: 10.1016/j.iswa.2022.200132.

11. Jisi C., Roh B.-H., Ali J. Reliable paths prediction with intelligent data plane monitoring enabled reinforcement learning in SD-IoT // *Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences*. 2024. 102006. DOI: 10.1016/j.jksuci.2024.102006.

12. IoT Network Traffic Dataset // Kaggle: Your Machine Learning and Data Science Community. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/programmer3/iot-network-traffic-dataset>.

References

1. Fofanah, A. J., Chen, D., Wen, L., & Zhang, S. (2025). CHAMFormer: Dual heterogeneous three-stages coupling and multivariate feature-aware learning network for traffic flow forecasting. *Expert Systems with Applications*, 266(126085), 126085. doi:10.1016/j.eswa.2024.126085

2. Martínez-Sánchez, I. R., Cuellar-Padilla, J., Olivares, J., Palomares, J. M., & León-García, F. (2025). Context-aware adaptive Send-on-Delta for traffic saving in sensor networks. *Ad Hoc Networks*, 178(103967), 103967. doi:10.1016/j.adhoc.2025.103967

3. Alsharif, M. H., Kelechi, A. H., Jahid, A., Kannadasan, R., Singla, M. K., Gupta, J., & Geem, Z. W. (2024). A comprehensive survey of energy-efficient computing to enable sustainable massive IoT networks. *Alexandria Engineering Journal*, 91, 12–29. doi:10.1016/j.aej.2024.01.067

4. Rao, C. K., Sahoo, S. K., & Yanine, F. F. (2025). A review of IoT-enabled intelligent smart energy management for photovoltaic power forecasting and generation. *Unconventional Resources*, (100279), 100279. doi:10.1016/j.unres.2025.100279

5. Qamar, M. S., & Munir, M. F. (2025). A hybrid framework integrating deterministic clustering, neural networks, and energy-aware routing for enhanced efficiency and longevity in wireless sensor network. *Computers, Materials & Continua*, 84(3), 5463–5485. doi:10.32604/cmc.2025.064442

6. Manzoor, H. U., Jafri, A., & Zoha, A. (2024). Adaptive single-layer aggregation framework for energy-efficient and privacy-preserving load forecasting in heterogeneous federated smart grids. *Internet of Things (Amsterdam, Netherlands)*, 28(101376), 101376. doi:10.1016/j.iot.2024.101376

7. Hemant Kumar Reddy, K., Goswami, R. S., & Roy, D. S. (2023). Edge assisted, forecast integrated ensemble learning based service management scheme for delay minimization in smart cities applications. *Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences*, 35(10), 101806. doi:10.1016/j.jksuci.2023.101806

8. Suresh, S. S., Prabhu, V., Parthasarathy, V., Senthilkumar, G., & Gundu, V. (2024). Intelligent data routing strategy based on federated deep reinforcement learning for IOT-enabled wireless sensor networks. *Measurement. Sensors*, 31(101012), 101012. doi:10.1016/j.measen.2023.101012

9. Kavitha, T., Pandeewari, N., Shobana, R., Vinothini, V. R., Sakthisudhan, K., Jeyam, A., & Malar, A. J. G. (2022). Data congestion control framework in Wireless Sensor Network in IoT enabled intelligent transportation system. *Measurement. Sensors*, 24(100563), 100563. doi:10.1016/j.measen.2022.100563

10. Rastogi, K., & Lohani, D. (2022). Context-aware IoT-enabled framework to analyse and predict indoor air quality. *Intelligent Systems with Applications*, 16(200132), 200132. doi:10.1016/j.iswa.2022.200132

11. Jisi, C., Roh, B.-H., & Ali, J. (2024). Reliable paths prediction with intelligent data plane monitoring enabled reinforcement learning in SD-IoT. *Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences*, (102006), 102006. doi:10.1016/j.jksuci.2024.102006

12. IoT Network Traffic Dataset. Kaggle: Your Machine Learning and Data Science Community. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/programmer3/iot-network-traffic-dataset>.

Дата першого надходження рукопису до видання: 25.11.2025

Дата прийнятого до друку рукопису після рецензування: 23.12.2025

Дата публікації: 31.12.2025