

УДК 004.94:004.89:621.311

*Казначеева Анастасія Василівна, здобувачка поза  
аспірантурою, ст. викладач  
Державний університет інформаційно-комунікаційних  
технологій*

## **МОДЕЛЬ ОЦІНКИ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ ІОТ-ПРИСТРОЇВ З УРАХУВАННЯМ ЗМІН ЗОВНІШНЬОГО СЕРЕДОВИЩА**

Енергоефективність є одним з ключових факторів сталого розвитку сучасних інформаційних технологій, зокрема в контексті Інтернету речей (ІоТ), де пристрої часто функціонують в умовах обмежених енергетичних ресурсів. Розвиток екологічно орієнтованих рішень у сфері ІоТ передбачає не лише впровадження енергоощадних технологій, але й створення інтелектуальних методів управління енергоспоживанням, здатних адаптуватися до змін зовнішнього середовища [1]. Штучний інтелект та методи машинного навчання дедалі ширше застосовуються для прогнозування споживання енергії та оптимізації роботи пристроїв, що сприяє зниженню вуглецевого сліду та підвищенню автономності систем [2].

Незважаючи на значні успіхи, відомі підходи мають ряд обмежень. Частина моделей орієнтована на аналіз енергоспоживання в статичних умовах, без врахування динамічних змін зовнішніх факторів (температури, вологості, освітленості), що суттєво впливають на роботу ІоТ-пристроїв [3]. Інші рішення ґрунтуються на даних високочастотних сенсорів, які вимагають додаткового обладнання та збільшують енергетичні витрати, обмежуючи їх застосування у малопотужних або розподілених системах [4]. Підходи з використанням цифрових двійників та нечіткої логіки демонструють потенціал у підвищенні ефективності управління енергією, проте потребують адаптації для роботи з неповними та неоднорідними даними середовищ [5]. Прогнозування на основі традиційних регресійних або стохастичних методів часто виявляється недостатньо точним у випадках складних нелінійних залежностей, властивих енергетичним процесам в ІоТ [6]. Додатковою проблемою є забезпечення приватності та безпеки даних у розподілених мережах, де використання інформації від численних сенсорів може призводити до витоку конфіденційних відомостей [7].

Отже, виникає необхідність у створенні математичних моделей та відповідних інтелектуальних методів, здатних виконувати оцінку та прогнозування енергоспоживання ІоТ-пристроїв з урахуванням змін

зовнішнього середовища, працюючи з різнотипними й неповними даними та забезпечуючи високу точність і адаптивність.

Метою даної роботи є розробка математичної моделі енергетичного балансу IoT-пристрою з урахуванням впливу зовнішніх факторів та її реалізація із застосуванням методів штучного інтелекту для підвищення точності прогнозування енергоспоживання та ефективності управління енергорежимами.

Енергоспоживання пристрою у конкретному тижні розглядається як функція багатьох змінних та їх часових лагів. Узагальнене представлення моделі має вигляд:

$$E_t = f(T_t, H_t, I_t, W_t, R_t, L_t, D_t, E_{t-1}, E_{t-2}, \dots, E_{t-q}) + \varepsilon_t, \quad (1)$$

де  $E_t$  – споживання енергії у тиждень  $t$  (МА·год/тиждень),  $T_t$  – середня температура навколишнього середовища (°C),  $H_t$  – відносна вологість повітря (%),  $I_t$  – інсоляція (середня сонячна потужність на одиницю площі, Вт/м<sup>2</sup>),  $W_t$  – середня швидкість вітру (м/с),  $R_t$  – кількість опадів (мм),  $L_t$  – тривалість світлового дня (год),  $D_t$  – коефіцієнт робочого циклу (частка від 0 до 1),  $q$  – глибина використання лагів енергоспоживання (кількість попередніх тижнів, що враховуються у прогнозі),  $\varepsilon_t$  – стохастичний шум, що враховує невимірювані чинники.

Щоб отримати додатну для реалізації формулу, функцію було апроксимовано комбінацією лінійних і слабо нелінійних взаємодій між змінними. Модель можна записати як:

$$E_t = \beta_0 + \sum_{i=1}^p \beta_i X_{i,t} + \sum_{j=1}^q \gamma_j E_{t-j} + \sum_{k=1}^m \delta_k \cdot \varphi_k(X_t) + \varepsilon_t, \quad (2)$$

де  $\beta_0$  – вільний член (базовий рівень споживання за нейтральних умов),  $X_{i,t}$  – нормалізовані входні ознаки середовища та навантаження у момент часу  $t$ ,  $\beta_i$  – коефіцієнти впливу окремих ознак у лінійній частині моделі,  $\gamma_j$  – коефіцієнти автокореляційної залежності, що відображають інерційність енергоспоживання,  $\varphi_k(X_t)$  – нелінійні перетворення ознак (наприклад, добутки, квадрати або гармонічні функції, що моделюють сезонність),  $\delta_k$  – вагові коефіцієнти при нелінійних членах,  $m$  – кількість таких нелінійних комбінацій.

Така формалізація дозволяє моделі поєднувати:

- лінійні залежності, наприклад пропорційне зростання споживання зі збільшенням коефіцієнта робочого циклу  $D$ ;
- автокореляційні ефекти, коли поточне споживання суттєво залежить від рівнів у попередні тижні ( $E_{t-1}, E_{t-2}, \dots$ );
- нелінійні залежності, як-от вплив температури у вигляді квадратичної залежності (через зростання втрат енергії при екстремальних температурах) або синусоїдальні складові для сезонних ефектів.

Завдяки такій структурі модель здатна відображати як стабільні тренди (базове енергоспоживання при середніх кліматичних умовах), так і різкі коливання, зумовлені короточасними погодними аномаліями чи змінами режиму роботи пристрою.

У публічному доступі відсутні уніфіковані набори, які б одночасно містили детальні метеорологічні параметри та реальні показники споживання енергії IoT-пристроїв із щотижневою роздільною здатністю. Саме тому генерація власного синтетичного набору даних забезпечила повний контроль над його статистичними характеристиками, включно з сезонністю, трендами, амплітудою шуму та моделюванням аномальних подій, що критично важливо для відтвореності експериментів та коректного порівняння алгоритмів.

Для імітації експлуатаційних умов було згенеровано синтетичний часовий ряд тривалістю 156 тижнів (еквівалент трьох повних календарних років), що дозволило відтворити як короткострокові, так і довгострокові сезонні та трендові закономірності. Кожен тиждень містив дев'ять ключових параметрів, серед яких вісім відображали вплив зовнішнього середовища на роботу пристрою, а дев'ятий – був цільовим показником, що характеризував фактичне енергоспоживання у ват-годинах на тиждень.

До змінних середовища належали: середньотижнева температура повітря ( $^{\circ}\text{C}$ ), відносна вологість (%), рівень сонячної інсоляції ( $\text{Вт}/\text{м}^2$ ), швидкість вітру ( $\text{м}/\text{с}$ ), атмосферний тиск ( $\text{гПа}$ ), інтенсивність опадів ( $\text{мм}/\text{тиждень}$ ), середня тривалість світлового дня (години), а також показник рівня пилу та дрібнодисперсних часток у повітрі ( $\text{PM}_{2.5}$ ,  $\text{мкг}/\text{м}^3$ ). Кожна із цих змінних генерувалася з урахуванням річних і піврічних сезонних циклів, випадкових коливань та імовірнісних екстремальних відхилень, що імітували нетипові погодні або екологічні події.

Реалізація математичної моделі виконана у вигляді програмного комплексу, що поєднує генерацію синтетичних даних, їх попередню обробку, навчання прогнозної моделі та візуалізацію результатів. Обчислювальна основа побудована на лінійно-нелінійній регресійній залежності, де енергоспоживання  $E_t$  описується як функція сезонних та випадкових складових, а також впливу параметрів зовнішнього середовища. Формування входних змінних передбачає використання структурованого набору показників: інтенсивності сонячної радіації, температури повітря, відносної вологості, швидкості вітру, концентрації твердих частинок  $\text{PM}_{2.5}$ , атмосферного тиску, тривалості світлового дня та кількості опадів. На основі цих параметрів моделюється цільова змінна – тижневе енергоспоживання IoT-пристрою у ват-годинах ( $\text{Wh}$ ), що синтезується шляхом поєднання

гармонічних функцій для відтворення сезонних коливань та білого гаусівського шуму для моделювання стохастичних відхилень.

Рис. 1 ілюструє архітектуру програмного комплексу для моделювання та прогнозування тижневого енергоспоживання IoT-пристрою з урахуванням впливу середовищних параметрів. Логіка роботи системи поділена на взаємопов'язані етапи, що забезпечують повний цикл – від генерації вхідних даних до побудови прогнозу та візуалізації результатів.

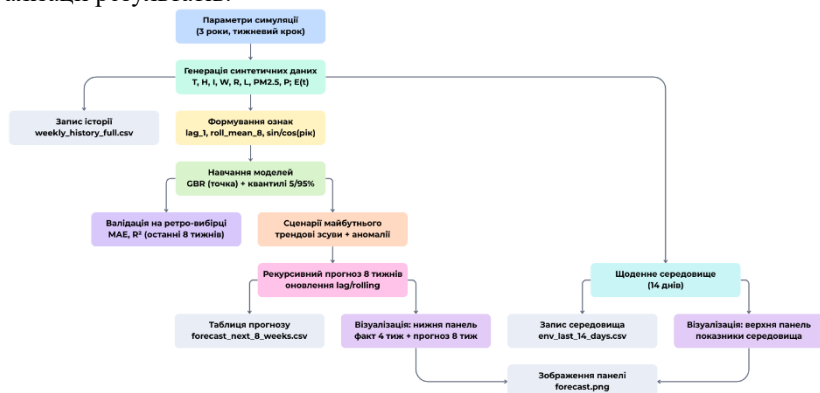


Рис. 1. Архітектура програмного комплексу для генерації синтетичних даних, побудови моделі та прогнозування енергоспоживання IoT-пристрою з урахуванням впливу параметрів зовнішнього середовища

На початковому етапі задаються параметри симуляції (тривалість 3 роки з тижневим кроком), після чого виконується генерація синтетичного датасету, що включає змінні температури (Т), вологості (Н), швидкості вітру (W), інсоляції (R), тривалості світлового дня (L), концентрації твердих частинок PM2.5, атмосферного тиску (P) та цільову змінну – енергоспоживання E(t). Структуровані часові ряди зберігаються у форматі `weekly_history_full.csv` для подальшої обробки.

Далі формується набір ознак, включаючи лагові змінні ( $lag_1$ ), ковзні середні (`roll_mean`) та тригонометричні перетворення синус/косинус для моделювання сезонності. На основі цих ознак виконується навчання градієнтного бустингу (GBR) для точкових прогнозів та квантильних моделей (5% та 95%) для побудови інтервалів невизначеності. Якість моделі перевіряється на ретроспективній вибірці (останні 8 тижнів) з використанням показників MAE та  $R^2$ .

Після валідації застосовуються сценарії майбутніх змін, що враховують трендові зсуви та аномальні впливи середовища.

Рекурсивний механізм прогнозування на 8 тижнів із оновленням лагових та ковзних характеристик забезпечує динамічну адаптацію моделі. Результати записуються у файл `forecast_next_8_weeks.csv`, а також використовуються для побудови двопанельної візуалізації: верхня панель відображає динаміку параметрів середовища за останні 14 днів, нижня – фактичне енергоспоживання за попередні 4 тижні та прогноз на наступні 8.

Для реалізації комплексу застосовано Python 3.11 з бібліотеками NumPy, Pandas та SciPy для роботи з даними, scikit-learn для машинного навчання, а також Matplotlib та Seaborn для побудови візуалізацій. Така архітектура є доцільною, оскільки забезпечує повний контроль над генерацією даних, дозволяє відтворювати умови для порівняння алгоритмів, а також легко адаптується до реальних промислових датасетів.

На рис. 2 наведено результати моделювання та прогнозування енергоспоживання IoT-пристрою на основі синтетично згенерованих даних середовища. Верхня частина панелі відображає часові ряди ключових вхідних параметрів за останні 14 днів: температуру повітря, відносну вологість, інсоляцію та робочий коефіцієнт `duty cycle`. Кожний показник представлено у вигляді дискретних точкових графіків із часовою розгорткою, що дозволяє відстежувати короткострокову динаміку та взаємозв'язки між змінними. Нижня частина панелі містить поєднану візуалізацію фактичного енергоспоживання за попередні 4 тижні та прогноз на наступні 8 тижнів. Прогноз представлений як середня оцінка (точкова лінія) та інтервал невизначеності у діапазоні квантилів  $[q05; q95]$ , отриманий за допомогою градієнтного бустингу із квантильними оцінками.

Технічна інтерпретація отриманих результатів свідчить, що модель здатна не лише враховувати короткострокові тренди змін середовища, але й адаптувати прогноз за умов наявності шумових флуктуацій та потенційних аномалій. Наявність широкого інтервалу невизначеності на окремих ділянках прогнозу свідчить про підвищену варіативність зовнішніх факторів у ці періоди, що узгоджується із симульованими сценаріями сезонних зсувів.

Практична значущість отриманих результатів полягає в можливості впровадження системи для автономного моніторингу та прогнозування споживання енергії IoT-пристроями, що критично важливо для оптимізації енергетичних витрат у сільському господарстві, екологічному моніторингу та промислових системах з автономним живленням. Новизна полягає у поєднанні генерації контрольованого синтетичного датасету із можливістю адаптивного прогнозування на короткостроковий період у тижневій дискретизації, що дає змогу точно

оцінювати енергетичні потреби навіть за відсутності історичних польових вимірювань.

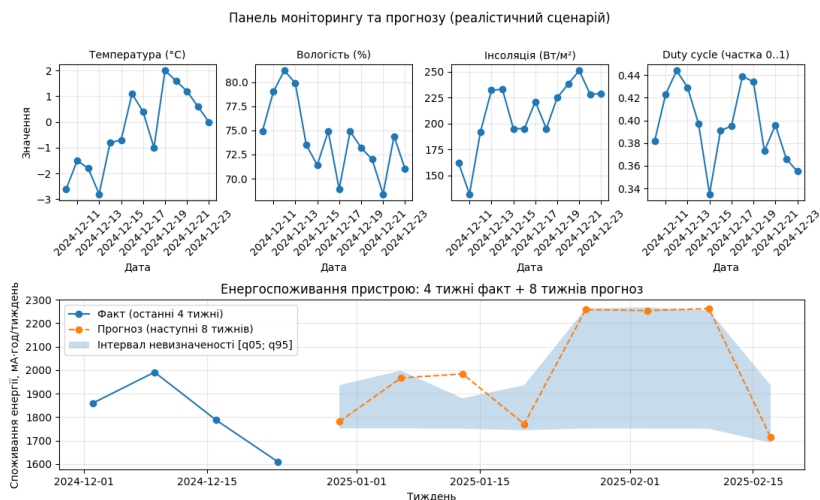


Рис. 2. Панель попередніх показників та прогнозу енергоспоживання IoT-пристрою в умовах змін середовища

Перспективи подальших розробок передбачають розширення моделі для роботи з реальними даними сенсорних мереж, включення алгоритмів адаптивного керування режимами роботи пристрою залежно від прогнозованого енергоспоживання, а також інтеграцію з системами прийняття рішень у реальному часі. Це відкриває можливості для створення інтелектуальних енергоменеджмент-систем, здатних підвищувати ефективність використання автономних IoT-рішень у складних та змінних умовах середовища.

#### Список використаних джерел:

1. Preethi, Ulla M. M., R. S., Devadas R., Priya, B. J. A. Green IoT: AI-powered solutions for sustainable energy management in smart devices. *Procedia Computer Science*. 2025. Вип. 258. С. 2312-2322. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2025.04.486>
2. Preethi, Ulla M. M., R. S., Devadas R., Hiremani V., N. P. Leveraging machine learning for sustainable IoT: Predictive analytics for energy efficiency. *Procedia Computer Science*. 2025. Вип. 258. С. 2150-2158. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2025.04.465>
3. Macias J. E. Z., Trilles S. Machine learning-based prediction model for battery levels in IoT devices using meteorological variables. *Internet of*

Things. 2024. Вип. 25. Стаття №101109. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.iot.2024.101109>

4. Bokstaller J., Cerny M., Schneider J. Calendar-based RUL prediction for batteries: A data-driven approach using IoT device utilization data. Future Batteries. 2025. Вип. 5. Стаття №100046. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.fub.2025.100046>

5. Prauzek M., Gaiova K., Kucova T., Konecny J. Fuzzy energy management strategies for energy harvesting IoT nodes based on a digital twin concept. Future Generation Computer Systems. 2025. Вип. 166. Стаття №107717. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.future.2025.107717>

6. Balaji S., Karthik S. Energy prediction in IoT systems using machine learning models. Computers, Materials & Continua. 2023. Вип. 75, № 1. С. 443-459. DOI: <https://doi.org/10.32604/cmc.2023.035275>

7. Dai R., Bai G. Distributed context-aware Transformer enables dynamic energy consumption prediction for smart building networks. Digital Communications and Networks. 2025. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.dcan.2025.03.006>