

**РЕГРЕСІЙНА МОДЕЛЬ НАПРУГИ АКУМУЛЯТОРНОЇ БАТАРЕЇ ПРИСТРОЇВ
ІНТЕРНЕТУ РЕЧЕЙ НА ОСНОВІ ЧАСОВИХ ТА ТЕМПЕРАТУРНИХ ДАНИХ**В.В. Жуковський¹, О.Б. Москаль², Н.А. Жуковська³

Національний університет водного господарства та природокористування
11, вул. Соборна, м. Рівне, 33028, Україна
Emails: v.v.zhukovskyy@nuwm.edu.ua¹, o.b.moskal@nuwm.edu.ua²
n.a.zhukovska@nuwm.edu.ua³

В умовах стрімкого розвитку технологій Інтернету речей (IoT) та їхнього широкого впровадження, забезпечення надійного і тривалого функціонування автономних пристроїв стає першочерговим завданням. Багато таких пристроїв живляться від акумуляторних батарей, часто у комбінації з сонячними панелями. Їх ефективність пристроїв суттєво залежить від зовнішніх факторів, таких як час доби і температура. Дана робота присвячена дослідженню залежності напруги акумуляторної батареї автономного IoT пристрою від цих двох ключових факторів. Метою наукового дослідження було створення математичної моделі, що встановлює аналітичну залежність між напругою акумуляторної батареї, часом доби (в годинах UTC) та температурою навколишнього середовища (°C). Наукова значущість роботи полягає у поглибленні розуміння впливу зовнішніх факторів на енергетичні характеристики автономних IoT пристроїв, що працюють на відновлюваних джерелах енергії. Практична цінність полягає у створенні інструменту для прогнозування стану батареї, що може бути використано для підвищення надійності та ефективності систем моніторингу на базі IoT. Для досягнення мети було використано метод покрокової регресії. На першому етапі, з використанням функції `linfit` у середовищі `Mathcad`, було побудовано степеневі функції, що апроксимують залежність напруги від часу доби для різних температурних діапазонів. На другому етапі, коефіцієнти цих степеневих функцій були апроксимовані поліноміальними функціями другого порядку, залежними від температури. Для побудови моделі було використано емпіричні дані, зібрані з реального IoT пристрою `Tank Toad`, що виконує моніторинг рівня води, а також дані про погодинні температури з веб-ресурсу `open-meteo.com` за період з 1 вересня 2024 року по 10 лютого 2025 року. Дані про погоду було відфільтровано, щоб включити лише нічний час доби та дні з низьким рівнем хмарності, мінімізуючи вплив підзарядки від сонячних панелей. Основним результатом роботи є узагальнена регресійна модель, що представлена у вигляді аналітичного виразу, який дозволяє обчислити напругу батареї як функцію часу та температури. Оцінка точності моделі показала відносну похибку 1.37% для контрольної точки, що свідчить про задовільну апроксимацію. Висновки дослідження підтверджують значущість часу доби та температури як факторів, що впливають на розряд акумуляторної батареї. Цінність проведеного дослідження полягає у розробці практичного інструменту для моделювання енергетичних характеристик автономних IoT пристроїв, що може сприяти створенню більш енергоефективних та надійних систем. Отримана регресійна модель може бути використана в системах моніторингу для прогнозування стану батареї, адаптивного керування частотою передачі даних, раннього виявлення аномалій та оптимізації роботи пристроїв.

Ключові слова: Інтернет речей (IoT), автономний пристрій, регресійна модель, апроксимація, степенева функція, поліноміальна функція, акумуляторна батарея.

Вступ. Впровадження технологій інтернету речей (IoT) у різноманітні галузі, включаючи моніторинг навколишнього середовища та управління ресурсами, вимагає забезпечення надійної та довготривалої роботи автономних пристроїв. Особливо актуальним є питання енергоефективності та прогнозування стану джерел живлення таких пристроїв, зокрема, акумуляторних батарей, що часто використовуються у поєднанні з відновлюваними джерелами енергії, такими як сонячні панелі.

Розглядається клас автономних IoT пристроїв Tank Toad, призначених для вимірювання рівня води у резервуарах [1; 2]. Живлення цих пристроїв забезпечується від акумуляторних батарей, що підзаряджаються сонячними панелями. Ефективність роботи сонячних панелей, а отже і процес заряду батареї, суттєво залежить від зовнішніх факторів, насамперед від інтенсивності сонячного випромінювання та температури навколишнього середовища. Зокрема, низька інтенсивність сонячного випромінювання (наприклад, у похмурі дні) та екстремальні температури можуть значно впливати на динаміку заряду/розряду акумуляторної батареї та, як наслідок, на працездатність пристрою. Відомо, що при досягненні напруги 12.6 В пристрій переходить у режим енергозбереження, а при зниженні напруги до 12.0 В – вимикається, що може призвести до перерв у зборі даних та функціонуванні системи моніторингу в цілому.

Враховуючи зазначені фактори, актуальною науково-практичною задачею є розробка моделі для прогнозування напруги акумуляторної батареї автономних IoT пристроїв на основі даних про час доби та температуру навколишнього середовища. Така модель дозволить не тільки краще зрозуміти вплив зовнішніх факторів на енергоспоживання та стан батареї, але й створити основу для розробки інтелектуальних систем моніторингу та управління енергоспоживанням пристроїв. Зокрема, точне прогнозування напруги батареї може бути використано для:

- оптимізації частоти передачі даних. Адаптивне регулювання частоти оновлення даних в залежності від прогнозованого рівня заряду батареї, особливо у періоди низької сонячної активності,
- раннього виявлення аномалій. Ідентифікація відхилень фактичної напруги від прогнозованих значень, що може сигналізувати про несправності в системі живлення або зміну умов експлуатації.
- прогнозування терміну служби батареї. Оцінка залишкового ресурсу акумуляторної батареї на основі динаміки її розряду та прогнозованих зовнішніх умов.

Метою даної роботи є побудова регресійної моделі, що встановлює залежність напруги акумуляторної батареї автономного IoT пристрою від часу доби та температури навколишнього середовища. Для досягнення поставленої мети планується використовувати набір емпіричних даних, отриманих від реальних пристроїв моніторингу рівня води та застосувати методи регресійного аналізу для ідентифікації та верифікації моделі. Отримані результати матимуть важливе значення для розробки енергоефективних та надійних систем IoT моніторингу, що працюють в автономному режимі з використанням відновлюваних джерел енергії.

Огляд наукових джерел. У наукових джерелах досліджується проблема прогнозування швидкості зниження ємності акумуляторних батарей на основі даних, отриманих під час заряджання. Автори [3] пропонують лінійну регресійну модель, навчання якої здійснюється на часових та електричних даних, що відповідають різним режимам роботи батареї (заряджання, розряджання, режим простою). Модель відзначається високою точністю та низькими обчислювальними витратами, що дозволяє використовувати її в режимі реального часу для прогнозування зниження ємності.

Інші науковці концентруються на розробці методу оцінки стану здоров'я (SoH) батарей, який враховує варіабельність швидкого заряджання за допомогою аналізу характерних ознак, отриманих з зарядних профілів [4]. Цікавими є роботи, де розглядаються температурно-орієнтовані стратегії оптимізації енергоспоживання в гібридних електротранспортних системах [5].

У підсумках, більшість досліджень зосереджена на оцінці стану здоров'я батарей (SoH) для забезпечення оптимальної роботи та безпеки батарей [6]. Проте наш підхід відрізняється тим, що ми прагнемо побудувати регресійну модель, орієнтовану на майбутнє інтелектуальне керування IoT-пристроями Tank Toad, яка, окрім

прогнозування зниження ємності, також дозволятиме своєчасно виявляти аномалії в роботі енергетичних систем.

Збір емпіричних даних. Для дослідження впливу температури на динаміку розряду акумуляторної батареї автономного IoT пристрою в умовах мінімізованого впливу сонячного випромінювання, було використано історичні дані погодинних температур на висоті 2 метри та загальної хмарності, отримані за допомогою API механізму з веб-ресурсу історичних погодних даних open-meteo.com для регіону де встановлений IoT пристрій (штат Вайомінг, США) [7]. Для стандартизації часових міток, час у метеорологічних даних було конвертовано до формату GMT0. Було відібрано виключно дані, що відповідають годинам з ясною та сонячною погодою, з метою зосередження на впливі температури після періоду максимального заряду батареї протягом дня. Для цього було критерій "сонячного дня", що визначався як день, що передує ночі, із загальною хмарністю ("Cloud cover Total") не вище 20% протягом світлового дня (з 08:00 до 18:00 MST). Даний параметр "Cloud cover Total" є доступний на веб-ресурсі open-meteo.com.

Одночасно, з внутрішньої бази даних системи моніторингу TankToad було отримано відповідні погодинні вимірювання напруги акумуляторної батареї пристрою Tank Toad AC-2 за період з 1 вересня 2024 року по 10 лютого 2025 року (табл.1).

Таблиця 1.

Емпіричні значення напруги акумуляторної батареї та відповідних температур навколишнього середовища

Година (UTC)	-21..-14(°C)	-14..-7 (°C)	-7..0(°C)	0..+7(°C)
0	13.42	13.44	13.58	13.74
1	13.11	13.16	13.19	13.31
2	13.06	13.12	13.14	13.35
3	13	13.08	13.11	13.29
4	12.98	13.04	13.07	13.15
5	12.96	13.02	13.04	13.14
6	12.94	13.02	13.01	13.12
7	12.92	13	12.99	13.01
8	12.91	12.99	12.96	12.99
9	12.9	12.98	12.93	12.98
10	12.88	12.96	12.92	12.96
11	12.86	12.96	12.9	12.92
12	12.85	12.97	12.89	12.89
13	12.84	12.96	12.88	12.88
14	12.83	12.96	12.86	12.86

Для аналізу було відібрано виключно дані за нічний час, що охоплює період від заходу до сходу сонця у Вайомінгу, з метою мінімізації впливу підзарядки від сонячних панелей. З метою узагальнення температурних значень та створення компактної матриці даних, діапазон температур було розділено на чотири інтервали: -21°C до -14°C, від -14°C до -7°C, від -7°C до 0°C, та від 0°C до +7°C. Для кожної години доби та кожного температурного інтервалу було обчислено середнє значення напруги акумуляторної батареї, що дозволило сформувати усереднену таблицю залежності напруги від години доби та температурного діапазону.

Таким чином, підготовлений набір усереднених даних, представлений у табличній формі, дозволяє дослідити залежність напруги акумуляторної батареї від узагальненої температури навколишнього середовища в умовах нічного режиму роботи пристрою, коли основним фактором розряду є час роботи пристрою та температурні умови.

Визначення математичної залежності поверхні. В рамках дослідження з метою визначення аналітичного виразу для опису складної поверхні, що представлена

дискретним набором даних, було застосовано метод регресійного аналізу [8; 9]. Першим етапом цього процесу є апроксимація даних першого стовпця таблиці 1 за допомогою степеневі функції. Цей підхід базується на припущенні про потенційну степеневу природу залежності досліджуваної величини від першого аргументу. Для полегшення математичних викладок зменшимо кількість годин в таблиці 1 до 8-ми. Нову отриману матрицю назвемо матрицею Q . Тобто матриця Q містить усереднені значення напруги акумуляторної батареї для кожної години доби в межах певних температурних діапазонів (бінів). Перший стовпець цієї матриці, який будемо апроксимувати, відповідає першому температурному біну, а саме діапазону від -21°C до -14°C .

Для апроксимації першого стовпця даних було обрано степеневу функцію наступного вигляду:

$$F_c(x) = a_1 \cdot x^{0.5} + b_1 \cdot x + c_1 \quad (1)$$

де $F_c(x)$ – апроксимуюча функція, що залежить від змінної x , яка в даному контексті представляє годину доби (UTC).

x – незалежна змінна, що відповідає годинам доби.

a_1, b_1, c_1 – коефіцієнти регресії, які необхідно визначити.

Для визначення оптимальних коефіцієнтів a_1, b_1 та c_1 було використано метод лінійної регресії за допомогою функції *linfit* у програмному середовищі Mathcad. Функція *linfit* мінімізує суму квадратів відхилень між значеннями напруги першого стовпця матриці Q та значеннями, передбаченими апроксимуючою функцією $F_c(x)$.

Синтаксис виклику функції *linfit* у середовищі Mathcad:

$$\begin{pmatrix} a_1 \\ b_1 \\ c_1 \end{pmatrix} := \text{linfit}(X, Q^{(0)}, F_c)$$

де X – вектор незалежних змінних, що відповідає вектору годин доби,

$Q^{(0)}$ – вектор залежних змінних, що відповідає першому стовпцю матриці Q вхідних даних тобто усередненим значенням напруги акумуляторної батареї для температурного діапазону -21°C до -14°C . Символ $\langle 0 \rangle$ в Mathcad позначає вилучення нульового стовпця (першого стовпця з індексацією від нуля),

F_c – задана функція, що визначає форму апроксимуючої залежності.

В результаті застосування функції *linfit* до першого стовпця матриці Q були отримані наступні значення коефіцієнтів регресії:

$$\begin{pmatrix} a_1 \\ b_1 \\ c_1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -0.33525417 \\ 0.05702230 \\ 13.41265020 \end{pmatrix} \quad (2)$$

Таким чином, апроксимуюча степенева функція для першого стовпця матриці Q набуває вигляду (значення коефіцієнтів округлено до двох знаків після коми для зручності представлення):

$$f_{pwr}(x) = -0.335 \cdot x^{0.5} + 0.057 \cdot x + 13.413 \quad (3)$$

На рисунку 1 відображено емпіричні значення напруги акумуляторної батареї для температурного діапазону -21°C до -14°C (позначені як $Q^{(0)}$) та відповідну апроксимуючу степеневу функцію $f_{pwr}(x)$. Візуальний аналіз підтверджує високу якість наближення, демонструючи близьку відповідність між теоретичною моделлю та експериментальними даними.

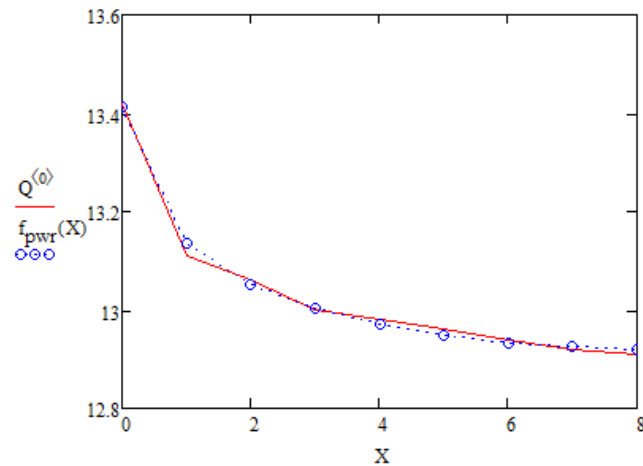


Рис. 1. Графічне представлення апроксимації першого стовпця матриці даних степеневую функцією.

Для кількісної оцінки ступеня кореляції між емпіричними та модельними значеннями було розраховано коефіцієнт кореляції Пірсона, значення якого склало $\text{corr}(Q^{(0)}, f_{pwr}(X)) = 0.99721$. Значення коефіцієнта кореляції, близьке до 1, свідчить про високий ступінь відповідності між апроксимуючою функцією та емпіричними даними, що можна кваліфікувати як ідеальне наближення.

Ітераційна апроксимація стовпців матриці даних та формування матриці коефіцієнтів регресії. Для розширення моделі апроксимації на всю досліджувану поверхню, наступним кроком є застосування процедури лінійної регресії до кожного стовпця матриці Q . Цей підхід дозволяє дослідити, як змінюються коефіцієнти степеневу функції при переході від одного температурного діапазону до іншого, тобто, при зміні другого аргументу залежності, представленого вектором Y^T .

З метою автоматизації процесу апроксимації кожного стовпця матриці Q степеневую функцією, було розроблено програмний алгоритм, реалізований у середовищі Mathcad. Алгоритм базується на ітераційному застосуванні функції *linfit* до кожного стовпця матриці даних.

Опис алгоритму ітераційної апроксимації.

1. Ініціалізація матриці коефіцієнтів. На початку роботи алгоритму створюється матриця R_n , призначена для зберігання коефіцієнтів регресії, отриманих для кожного стовпця матриці Q . Розмірність матриці R_n визначається як $3 \times n$, де 3 відповідає кількості коефіцієнтів степеневу функції (a_1, b_1, c_1), а n – кількості стовпців у матриці Q .

2. Циклічна обробка стовпців. Для обробки кожного стовпця матриці Q застосовується цикл *for* з індексом ітерації i , що змінюється від 0 до $n-1$, де n – кількість стовпців матриці Q . На кожній ітерації i обробляється i -й стовець матриці Q , позначений як $Q^{(i)}$.

3. Апроксимація поточного стовпця. На кожній ітерації циклу, для i -го стовпця матриці Q ($Q^{(i)}$), виконується процедура лінійної регресії за допомогою функції *linfit*. Функція *linfit* використовує вектор незалежних змінних X (що відповідає вектору годин доби) та вектор залежних змінних $Q^{(i)}$ (що представляє собою i -й стовець матриці Q та відповідає усередненим значенням напруги для відповідного температурного діапазону), а також задану степеневу функцію F_c . Результатом роботи

функції *linfit* є вектор коефіцієнтів $\begin{pmatrix} a_1 \\ b_1 \\ c_1 \end{pmatrix}$, що забезпечують оптимальну апроксимацію

даних i -го стовпця матриці Q степеневую функцією $F_c(x)$.

4. Збереження коефіцієнтів у матриці. Отримані на кожній ітерації коефіцієнти a_1 , b_1 , c_1 зберігаються у відповідному стовпці матриці R_h . Зокрема, елементу $R_{0,i}$ присвоюється значення a_1 , $R_{1,i}$ – значення b_1 , та $R_{2,i}$ – значення c_1 .

5. Завершення циклу. Після завершення ітерацій для всіх стовпців матриці Q , матриця R_h міститиме набір коефіцієнтів степеневі функції, отриманих для кожного температурного діапазону.

Матриця коефіцієнтів регресії R_h :

Таким чином, після в результаті виконання описаного алгоритму, було отримано матрицю коефіцієнтів регресії R_h , представлену наступному у вигляді:

$$R_h = \begin{pmatrix} -0.335 & -0.301 & -0.385 & -0.322 \\ 0.057 & 0.052 & 0.064 & 0.026 \\ 13.413 & 13.433 & 13.563 & 13.713 \end{pmatrix} \quad (4)$$

Кожен стовпець матриці R_h відповідає певному температурному діапазону (стовпцю матриці Q) та містить коефіцієнти a_1 , b_1 , c_1 степеневі функції, що найкраще апроксимують залежність напруги від часу доби в межах цього діапазону температур.

Апроксимація коефіцієнта a_1 поліноміальною функцією залежно від температури. На попередньому етапі, в результаті ітераційної апроксимації стовпців матриці даних, було отримано матрицю коефіцієнтів регресії (4). Для побудови узагальненої моделі, що описує залежність поверхні від двох змінних, необхідно встановити аналітичний вираз для коефіцієнтів регресії як функцій від другого аргументу, яким у нашому випадку виступає температура. На даному кроці зосередимося на апроксимації першого рядка матриці (4), що містить коефіцієнти a_1 , поліноміальною функцією.

Для апроксимації залежності коефіцієнта a_1 від температури було обрано поліноміальну функцію другого порядку $f_a(x)$. Вибір поліноміальної функції зумовлений її гнучкістю та здатністю апроксимувати широкий спектр залежностей. Функція $f_a(x)$ має наступний вигляд:

$$f_a(x) = C_{a11} + C_{a12} \cdot x + C_{a13} \cdot x^2 \quad (5)$$

де $f_a(x)$ – апроксимуюча функція для коефіцієнта a_1 , що залежить від змінної x , яка в даному контексті представляє середнє значення температури для відповідного температурного діапазону; x – незалежна змінна, що відповідає середнім значенням температури для кожного температурного біну, вектор яких позначено як Y_t ; C_{a11} , C_{a12} , C_{a13} – коефіцієнти поліноміальної регресії, які необхідно визначити.

Для визначення коефіцієнтів C_{a11} , C_{a12} , C_{a13} , що забезпечують найкраще наближення поліноміальної функції $f_{0_{par}}(x)$ до емпіричних значень коефіцієнта a_1 , було застосовано функцію *linfit* у середовищі Mathcad. Синтаксис виклику функції *linfit* для апроксимації коефіцієнта a_1 є наступним:

$$\begin{pmatrix} C_{a11} \\ C_{a12} \\ C_{a13} \end{pmatrix} := \text{linfit}(Y_t, (R_h^T)^{(0)}, F_d) \quad (6)$$

де Y_t – вектор незалежних змінних, що відповідає вектору середніх значень температури для кожного температурного біну, транспонований ($Y_t = Y^T$), $(R_h^T)^{(0)}$ – вектор залежних змінних, що відповідає першому рядку транспонованої матриці R_h , тобто, вектору коефіцієнтів a_1 , отриманих для кожного температурного біну, F_d – функція, що визначає вектор базисних функцій для поліноміальної регресії другого порядку: $F_d(x) = \begin{pmatrix} 1 \\ x \\ x^2 \end{pmatrix}$.

Для графічної оцінки якості апроксимації коефіцієнта a_1 поліноміальною функцією $f_a(yt)$, побудовано рисунок, де представлено залежність емпіричних значень коефіцієнта a_1 (позначені як $(R_h^T)^{(0)}$) та апроксимуючу функцію $f_a(yt)$. Візуальний аналіз графічного представлення дозволяє оцінити ступінь відповідності поліноміальної моделі до дискретних значень коефіцієнта a_1 . Як видно з рисунка 2, апроксимуюча функція досить точно відтворює загальну тенденцію зміни коефіцієнта a_1 залежно від температури, хоча і не є ідеальною апроксимацією в кожній точці.

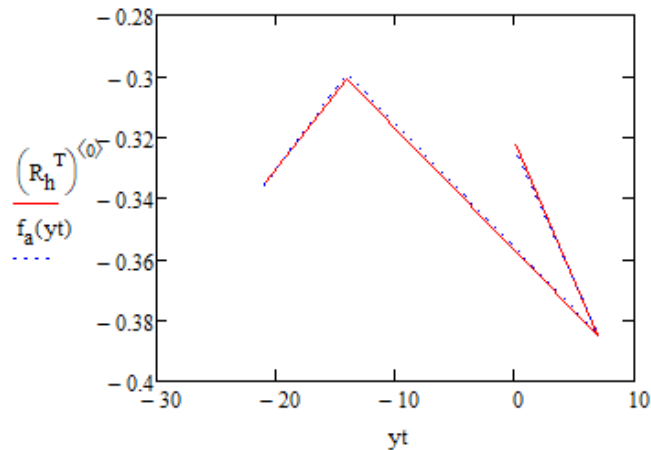


Рис. 2. Графічне представлення апроксимації коефіцієнта a_1 поліноміальною функцією

Аналогічним чином, на наступних етапах дослідження було здійснено апроксимацію коефіцієнтів b_1 та c_1 (другий та третій рядки матриці R_h) поліноміальними функціями другого порядку, які будуть позначені як $f_b(x)$ та $f_c(x)$ відповідно. Отримані поліноміальні вирази для коефіцієнтів a_1 , b_1 та c_1 як функцій від температури використані для формування узагальненої математичної моделі поверхні залежності напруги акумуляторної батареї від часу доби та температури навколишнього середовища.

На основі отриманих коефіцієнтів поліноміальних апроксимацій, узагальнююча математична модель для опису досліджуваної поверхні залежності напруги акумуляторної батареї ($f_{surface}(X, Y)$) від часу доби (X) та температури (Y) представлена наступним рівнянням:

$$\begin{aligned}
f_{\text{surface}}(X, Y) = & (C_{a11} \cdot Y + C_{a12} \cdot Y^2 + C_{a13}) \cdot \sqrt{X} + \\
& + (C_{b11} \cdot Y + C_{b12} \cdot Y^2 + C_{b13}) \cdot X \\
& + (C_{c11} \cdot Y + C_{c12} \cdot Y^2 + C_{c13})
\end{aligned}
\quad (7)$$

де: X – час доби (UTC).

Y – температура навколишнього середовища (°C).

C_{a11} , C_{a12} , C_{a13} , C_{b11} , C_{b12} , C_{b13} , C_{c11} , C_{c12} , C_{c13} – числові значення коефіцієнтів поліноміальної регресії, отримані вище.

Підставляючи у рівняння (7) отримані числові значення коефіцієнтів поліноміальної регресії, модель поверхні набуває вигляду:

$$\begin{aligned}
f_{\text{surface}}(X, Y) = & (-0.00638 \cdot Y - 0.00033 \cdot Y^2 - 0.32353) \cdot \sqrt{X} + \\
& + (0.00188 \cdot Y + 0.00015 \cdot Y^2 + 0.03774) \cdot X + \\
& + (0.00014 \cdot Y - 0.00058 \cdot Y + 13.63141)
\end{aligned}
\quad (8)$$

Для кількісної оцінки точності отриманої узагальнюючої моделі, було проведено розрахунок відносної похибки апроксимації для контрольної точки з координатами ($X=3, Y=7$). Розраховане за моделлю значення напруги склало $f_{\text{surface}}(3, 7) = 13.112$ В.

Порівняння цього значення з емпіричним значенням напруги для аналогічних умов дозволило оцінити відносну похибку моделі, яка становить 1.37453%. Таке значення похибки свідчить про задовільну точність отриманої моделі та її придатність для опису досліджуваної залежності напруги акумуляторної батареї від часу доби та температури. Для візуальної оцінки адекватності отриманої регресійної моделі, на рис. 3 представлено графік поверхні, що відображає залежність напруги акумуляторної батареї, передбачену моделлю, від часу доби та температури. На тому ж графіку накладено емпіричні значення для порівняння.

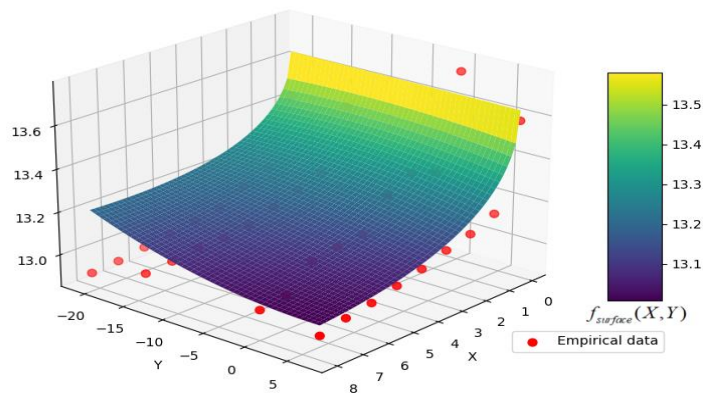


Рис. 3. Графік поверхні регресійної моделі у порівнянні з емпіричними вимірюваннями

Висновок. У даній роботі було успішно розроблено регресійну модель, що описує залежність напруги акумуляторної батареї автономного IoT пристрою від часу доби та температури навколишнього середовища. В рамках дослідження було зібрано масив емпіричних даних, що включав погодинні значення температури, отримані з веб-ресурсу open-meteo.com та відповідні вимірювання напруги акумуляторної батареї, зафіксовані від реального IoT пристрою протягом періоду з 1 вересня 2024 року по 10 лютого 2025 року. Для побудови регресійної моделі застосовано метод покрокового регресійного аналізу, що включав апроксимацію стовпців матриці даних степеневою функцією та подальшу поліноміальну апроксимацію коефіцієнтів регресії. Усі обчислення та аналіз даних було виконано у програмному середовищі Mathcad. Оцінка точності отриманої моделі продемонструвала задовільну відповідність емпіричним даним з відносною похибкою в контрольній точці на рівні 1.37%, що свідчить про

потенційну придатність розробленої моделі для практичних застосувань, зокрема, у задачах прогнозування стану акумуляторних батарей та оптимізації енергоспоживання автономних пристроїв інтернету речей. Отримані результати підкреслюють значущість часових та температурних факторів у динаміці розряду акумуляторних батарей та створюють основу для подальших досліджень у напрямку розробки інтелектуальних систем управління енергоспоживанням автономних IoT пристроїв, що працюють на відновлюваних джерелах енергії.

Список літератури

1. Zhukovskyy V., Printz D., Zhukovska N., Hubach M., Rajab H. IoT based Intelligent Information-Analytical System Architecture for Water Tank Monitoring. *International Conference on Information Technology (ICIT)*. 2021. P. 924–928.
2. Zhukovskyy V., Printz D., Zhukovska N. Human-Computer Interaction in IoT System for Water Tank Monitoring and Controlling. *IEEE 18th International Conference on Computer Science and Information Technologies (CSIT)*. 2023. P. 1–5.
3. Vedel P., Hubka L. Linear Regression Model of Li-Ion Battery Capacity Losing Rate Based on Equivalent Circuit Model Parameters and Operation Modes. *International Conference on Smart Systems and Technologies (SST)*. 2022. P. 243–248.
4. Acquarone M., Miretti F., Giuliacci T.A., Duque J., Misul D.A., Kollmeyer P. Regression based battery state of health estimation for multiple electric vehicle fast charging protocols. *Journal of Power Sources*. V. 624, 2024, P. 235601. DOI: 10.1016/j.jpowsour.2024.235601.
5. Acquarone M., Anselma P.G., Miretti F., Misul D. Battery temperature aware equivalent consumption minimization strategy for mild hybrid electric vehicle powertrains. *IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC)*. 2022, pp. 1–6.
6. Paul S., Ray S. Comparative Study of Different Regression Models for Estimating Lithium Ion Battery Pack Capacity. *IEEE 3rd Applied Signal Processing Conference (ASPCON)*. 2023. P. 161–165.
7. Free Open-Source Weather API Open-Meteo.com. URL: <https://open-meteo.com/>
8. Kuzlo M., Moshynskiy V., Zhukovska N., Zhukovskyy V. Deformations of soil masses under the action of human-induced factors. *IAPGOS*, V. 14. No. 1, 2024. P. 111–114, URL: doi: 10.35784/iapgos.5824.
9. Zhukovskyy V., Bachyshyna L., Zhukovska N., Mykhailova Y. Regression analysis of grain production transformation in western, central and steppe regions of Ukraine. *11th International Conference on Simulation and Modelling in the Food and Bio-Industry (FOODSIM)*. 2020. 3. 197–200.

REGRESSION MODEL OF THE BATTERY VOLTAGE OF THE INTERNET OF THINGS DEVICES BASED ON TIME AND TEMPERATURE DATAV.V. Zhukovskyy¹, O.B. Moskal², N.A. Zhukovska³

National University of Water and Environmental Engineering

11, Soborna St., Rivne, 33028, Ukraine

Emails: v.v.zhukovskyy@nuwm.edu.ua¹, o.b.moskal@nuwm.edu.ua²,
n.a.zhukovska@nuwm.edu.ua³

With the rapid development of Internet of Things (IoT) technologies and their widespread adoption, ensuring the reliable and long-term operation of autonomous devices is becoming a top priority. Many such devices are powered by batteries, often in combination with solar panels. Their efficiency depends heavily on external factors such as time of day and temperature. This paper is devoted to the study of the dependence of the battery voltage of an autonomous IoT device on these two key factors. The purpose of the research was to create a mathematical model that establishes an analytical relationship between the battery voltage, time of day (in UTC hours), and ambient temperature (°C). The scientific significance of the work is to deepen the understanding of the impact of external factors on the energy characteristics of autonomous IoT devices running on renewable energy sources. The practical value lies in the creation of a tool for predicting the state of the battery, which can be used to improve the reliability and efficiency of IoT-based monitoring systems. To achieve this goal, a stepwise regression method was used. At the first stage, using the linfit function in Mathcad, power functions were constructed to approximate the voltage dependence on the time of day for different temperature ranges. At the second stage, the coefficients of these power functions were approximated by second-order polynomial functions depending on temperature. To build the model, we used empirical data collected from a real IoT device, Tank Toad, which monitors water levels, as well as hourly temperature data from the open-meteo.com website for the period from September 1, 2024, to February 10, 2025. The weather data was filtered to include only nighttime and low cloud days, minimizing the impact of solar panel recharging. The main result of the work is a generalized regression model presented in the form of an analytical expression that allows calculating the battery voltage as a function of time and temperature. The model accuracy assessment showed a relative error of 1.37% for the control point, which indicates a satisfactory approximation. The conclusions of the study confirm the importance of time of day and temperature as factors affecting battery discharge. The value of this study lies in the development of a practical tool for modeling the energy characteristics of autonomous IoT devices, which can contribute to the creation of more energy-efficient and reliable systems. The resulting regression model can be used in monitoring systems to predict the state of the battery, adaptively control the data rate, detect anomalies early, and optimize device performance.

Keywords: Internet of Things (IoT), autonomous device, regression model, approximation, power function, polynomial function, battery.