

М. О. МЕДИКОВСЬКИЙ

доктор технічних наук, професор,
професор кафедри автоматизованих систем управління
Національний університет «Львівська політехніка»
ORCID: 0000-0003-2492-8578

Р. В. МЕЛЬНИК

доктор філософії, асистент,
асистент кафедри автоматизованих систем управління
Національний університет «Львівська політехніка»
ORCID: 0000-0003-0619-1613

М. В. МЕЛЬНИК

аспірант кафедри автоматизованих систем управління
Національний університет «Львівська політехніка»
ORCID: 0000-0003-0339-3711

Д. О. ГЕРЕЗ

магістр кафедри автоматизованих систем управління
Національний університет «Львівська політехніка»
ORCID: 0009-0000-0730-1584

МЕТОД КОМП'ЮТЕРНОГО МОДЕЛЮВАННЯ ПРОЦЕСІВ ЗАРЯДУ/РОЗРЯДУ АКУМУЛЯТОРА

У статті розв'язано задачу моделювання процесів заряду і розряду літій-залізо-фосфатного акумулятора на основі історичних даних його експлуатації. Основна ідея роботи полягає у розробленні методу, який забезпечує можливість визначати напругу на клеммах, яка характеризує його енергетичний потенціал, враховуючи ключові параметри акумулятора та режимів його роботи за різних умов. Дослідження проведено у два етапи. На першому етапі виконано збір, аналіз, історичних даних про роботу гібридної системи електропостачання з використанням електричного акумулятора енергії. Обґрунтовано структуру і параметри еквівалентної схеми, залежності для їх визначення на підставі статистичних даних. Здійснено опрацювання статистичної інформації про режими роботи акумулятора в системі електропостачання. На другому етапі обґрунтовано можливість та доцільність застосування методу найменших квадратів (МНК) або генетичних алгоритмів (ГА) для знаходження коефіцієнтів при аргументах функції регресії, яка відображає доступну (залишкову) ємність акумуляторної батареї. Коефіцієнти визначено для восьми режимів роботи акумулятора, які повністю покривають робочий діапазон.

Актуальність даного дослідження зумовлена зростаючим попитом на ефективні інструменти дослідження характеристик систем електропостачання за наявності засобів акумуляування енергії. Процеси заряду і розряду є фундаментальними для оцінки терміну служби акумуляторів, розробки систем моніторингу та керування режимами. Розроблений метод є корисним в умовах відсутності прямого доступу до лабораторних даних або у випадках, коли виробник не надає всієї необхідної інформації. Метод, зокрема, надає можливість змодельовати роботу акумулятора в різних умовах використання та для різних структур енергетичних систем.

Результати роботи можуть бути використані при автоматизованому проектуванні електричних систем з урахуванням індивідуальних характеристик даного типу акумуляторів. Забезпечено можливість уточнити параметри режимів роботи вже встановленого акумулятора, що може бути корисним при модернізації систем електропостачання.

Ключові слова: літій-залізо-фосфатний акумулятор, процеси заряду і розряду, історичні дані, еквівалентна модель, метод найменших квадратів, метод генетичних алгоритмів.

M. O. MEDYKOVSKYI

Doctor of Technical Sciences, Professor,
Professor at the Department of Automated Control Systems
Lviv Polytechnic National University
ORCID: 0000-0003-2492-8578

R. V. MELNYK

PhD, Assistant,
Assistant at the Department of Automated Control Systems
Lviv Polytechnic National University
ORCID: 0000-0003-0619-1613

M. V. MELNYK

Postgraduate Student at the Department of Automated Control Systems
Lviv Polytechnic National University
ORCID: 0000-0003-0339-3711

D. O. HEREZ

Master at the Department of Automated Control Systems
Lviv Polytechnic National University
ORCID: 0009-0000-0730-1584

COMPUTER MODELING METHOD FOR BATTERY CHARGE AND DISCHARGE PROCESSES

This paper addresses the challenge of modeling the charging and discharging processes of a lithium iron phosphate battery using historical operational data. The work's main idea is to develop a method that can determine the terminal voltage, which characterizes the battery's energy potential. This method takes into account key battery parameters and operating modes under various conditions.

The research was carried out in two stages. First, historical data on the operation of a hybrid power supply system with an electrical energy storage battery was collected and analyzed. The structure and parameters of the equivalent circuit were substantiated, along with the dependencies for determining them based on statistical data. Statistical information on the battery's operating modes within the power supply system was processed.

In the second stage, we substantiated the feasibility and practicality of applying the Least Squares Method (LSM) or Genetic Algorithms (GA) to determine the coefficients for the arguments of the regression function representing the battery's available (remaining) capacity. Coefficients were obtained for eight operating modes of the battery, which fully cover its operational range.

This study is relevant due to the growing demand for effective tools to investigate the characteristics of power supply systems equipped with energy storage devices. Charging and discharging processes are fundamental to assessing battery lifespan, developing monitoring systems, and controlling operating modes. The developed method is useful when direct access to laboratory data is unavailable or when the manufacturer does not provide all the necessary information. Notably, the method enables simulation of battery operation under various usage conditions and for different power system configurations.

The results can be applied when designing electrical systems that take into account the specific characteristics of this type of battery. The findings also allow for refining the operating parameters of an already installed battery, which can be beneficial during power supply system upgrades.

Key words: lithium iron phosphate battery, charging and discharging processes, historical data, equivalent circuit model, Least Squares Method, Genetic Algorithms method.

Постановка проблеми

Зі зростанням популярності гібридних систем електропостачання, зокрема, з використанням фотоелектричних джерел енергії у поєднанні зі сховищами у вигляді електричних акумуляторів, зростає потреба у створенні точних математичних та комп'ютерних моделей, які відображають поведінку системи та її елементів в умовах реальної експлуатації. Такі моделі є основою для розробки ефективних методів та алгоритмів системи енергоменеджменту, оцінки ефективності інвестицій, прогнозування деградації засобів акумуляування та запобігання аварійним ситуаціям.

Важливим елементом гібридних енергетичних систем є акумуляторна батарея, яка виконує функції демпфера між непостійними генерацією та навантаженням. Проте динаміка її можливостей значною мірою залежить від зовнішніх умов, режимів роботи та технічних характеристик, які не завжди надаються виробником у повному обсязі. Це створює труднощі при побудові аналітичних моделей акумуляторів, зокрема таких, що враховують: залежність напруги від рівня заряду (State of Charge, SOC) та струму в різних режимах заряду/розряду, внутрішній опір батареї та його зміну з часом, поступову деградацію і зниження ємності, температурний вплив на продуктивність та ефективність.

Також, в реальних системах часто фіксується лише частковий набір даних, який отримується з системи управління батареєю (Battery Management System, BMS) або інверторів (наприклад: напруга, струм, потужність, температура та SOC). Це ускладнює пряме використання класичних аналітичних моделей, натомість вимагає застосування адаптивних інформаційних методів з аналізом даних – таких як метод найменших квадратів, фільтри Калмана, генетичні алгоритми або машинне навчання.

Таким чином, актуальність дослідження полягає в необхідності створення комп'ютерної моделі LiFePO_4 акумулятора на основі доступних історичних даних експлуатації, яка може бути використана для подальшого розроблення методів та засобів керування зарядом/розрядом у гібридних системах електропостачання, за умов реальних енергодинамічних процесів та обмеженого доступу до специфікацій обладнання.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Існує кілька підходів до моделювання роботи акумуляторів: експериментальні, електрохімічні, математичні та, моделі на основі еквівалентних схем (ЕС) [1].

Експериментальні моделі показують високу точність, проте мають суттєві недоліки. При цьому необхідне проведення масштабних експериментів для визначення параметрів моделі і є обчислювально затратними [2].

В свою чергу, математичні моделі базуються на емпіричних рівняннях, що описують процеси заряду та розряду, ефективність перетворення енергії, тощо [3]. Одним з недоліків таких моделей є фіксовані параметри, які адекватно відображають лише результати моделювання режимів акумуляторів певного типу.

Моделі на основі ЕС подають акумулятор як набір електричних компонентів, таких як резистори, джерело напруги, конденсатори. Такі моделі широко застосовуються в системах управління акумулятора у зв'язку з своєю простотою і універсальністю. Параметри моделей на основі ЕС представляються як складові поліноміального рівняння, що відображає функцію рівня заряду. Для побудови такої моделі необхідно визначити параметри акумулятора за різних режимів роботи. Зазвичай, їх встановлюють експериментальним шляхом [3, 4, 5].

В роботі [6] рекомендується використання динамічних резисторно-конденсаторних моделей, моделей Тевенена першого та другого порядку, для підвищення адекватності моделювання процесів у літій-іонних акумуляторах. В даній роботі використана модель Тевенена першого порядку (рис. 1).

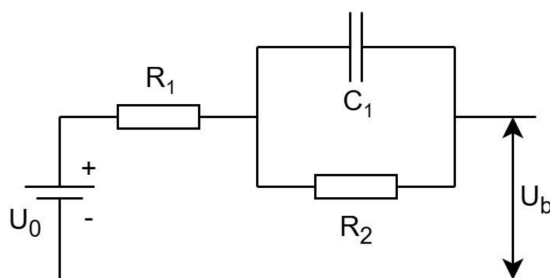


Рис. 1. Модель Тевенена першого порядку

Така ЕС характеризується трьома активними параметрами: електрорушійною силою акумулятора (U_0), внутрішнім опором (R_{int}) з двома параметрами R_1 та R_2 та ємністю (C_1), напругою на клеммах акумулятора (U_b). Ця модель використовується для визначення параметрів кола при різних струмах заряду/розряду. Математичні вирази для R_1 , R_2 , C_1 та U_0 за умов заряджання постійним струмом сталої величини наведено в рівняннях 1–4 [1].

$$R_1 = (a_1 + a_2 C_r + a_3 C_r^2) \cdot e^{-a_4 \cdot SOC} + (a_5 + a_6 C_r + a_7 C_r^2); \quad (1)$$

$$R_2 = (a_8 + a_9 C_r + a_{10} C_r^2) \cdot e^{-a_{11} \cdot SOC} + (a_{12} + a_{13} C_r + a_{14} C_r^2); \quad (2)$$

$$C_1 = -(a_{15} + a_{16} C_r + a_{17} C_r^2) \cdot e^{-a_{18} \cdot SOC} + (a_{19} + a_{20} C_r + a_{21} C_r^2); \quad (3)$$

$$U_0 = (a_{22} + a_{23} C_r + a_{24} C_r^2) \cdot e^{-a_{25} \cdot SOC} + (a_{26} + a_{27} SOC + a_{28} SOC^2 + a_{29} SOC^3) - a_{30} C_r + a_{31} C_r^2. \quad (4)$$

Параметри при розряді акумулятора описуються рівняннями 5–8 [1].

$$R_1 = (a_1 + a_2 C_r + a_3 C_r^2) \cdot e^{-a_4 \cdot DOD} + (a_5 + a_6 C_r + a_7 C_r^2); \quad (5)$$

$$R_2 = (a_8 + a_9 C_r + a_{10} C_r^2) \cdot e^{-a_{11} \cdot DOD} + (a_{12} + a_{13} C_r + a_{14} C_r^2); \quad (6)$$

$$C_1 = -(a_{15} + a_{16} C_r + a_{17} C_r^2) \cdot e^{-a_{18} \cdot DOD} + (a_{19} + a_{20} C_r + a_{21} C_r^2); \quad (7)$$

$$U_0 = (a_{22} + a_{23} C_r + a_{24} C_r^2) \cdot e^{-a_{25} \cdot DOD} + (a_{26} + a_{27} DOD + a_{28} DOD^2 + a_{29} DOD^3) - a_{30} C_r + a_{31} C_r^2. \quad (8)$$

Обчислені коефіцієнти використовуються для розрахунку напруги на клеммах акумулятора при різних струмах заряду/розряду. Рівняння 9 описує залежність між напругою на клеммах і часом при заряді акумулятора заданим струмом [1].

$$U_{bc}(t_c) = \left(\left(\frac{Q}{C} + I_c R_2 \right) \cdot \exp \left(-\frac{t_c}{R_2 C_1} \right) \right) + U_0 - (I_c (R_1 + R_2)). \quad (9)$$

Аналогічно, напруга на клемі акумулятора для розряду наведена в рівнянні 10.

$$U_{bd}(t_d) = \left(\left(\frac{Q}{C} + I_d R_2 \right) \cdot \exp \left(-\frac{t_d}{R_2 C_1} \right) \right) + U_0 - (I_d (R_1 + R_2)). \quad (10)$$

Точність цієї моделі перевіряється шляхом порівняння розрахованих значень напруги на клемі із вимірними значеннями напруги при різних значеннях струмів та залишкового заряду акумулятора, отриманими в процесі лабораторних досліджень.

Останні наукові дослідження демонструють значну актуальність моделювання LiFePO₄ акумуляторів з використанням реальних експлуатаційних даних, зокрема логів з інверторів, BMS або SCADA-систем. Такий підхід дозволяє створювати цифрові двійники акумулятора, які здатні відображати поведінку батареї у динамічних умовах експлуатації та забезпечують основу для формування інтелектуальних систем керування. Для оцінки параметрів таких моделей активно використовуються методи найменших квадратів, включаючи їх адаптивні та рекурсивні варіанти [7, 8, 9]. Проте, деякі дослідження показують, що застосування генетичних алгоритмів (ГА) для оптимізації параметрів моделей на основі даних з інвертора або системи моніторингу забезпечує кращу адаптацію моделі до реальних умов (температурні флуктуації, деградація) у порівнянні з традиційними методами найменших квадратів [10].

У публікації [11] розглянуто методи прогнозування напруги окремих елементів акумуляторних елементів мобільних роботизованих платформ за допомогою ймовірнісних підходів та методів машинного навчання. Запропоновано два підходи на основі рекурентних нейронних мереж (RNN) із попереднім аналізом, обробкою і згладжуванням даних. Найкращі результати для короткострокового прогнозування показали методи експоненціального згладжування і згладжування Lowess. Для довгострокового прогнозування рекомендовано метод ковзного середнього із додатковим згладжуванням прогнозованих значень через наявність шуму в них.

Викладення основного матеріалу дослідження

В дослідженні використано історичні дані експлуатації акумулятора B0S-G [12] ємністю 5.12 кВт·год., встановленого в багатоквартирному будинку. Гібридна система електропостачання включає в себе 44 – монокристалічні фотогальванічні модулі Jinko Solar JKM585N-72HL-V-585, гібридний інвертор DEYE SUN-30K-SG01HP3-EU BM3, систему акумуляування енергії DEYE BOS-G LiFePO₄ HV 51.2v 100AH 5.12kwh в комплекті з BMS для батарей DEYE BOS-G 120-750Vdc 100A (HVB750V/100A-EU) загальною ємністю 40.96 кВт·год..

Система експлуатується в умовах реального навантаження з обмеженням на експорт енергії до зовнішньої електромережі, а також із заданим порогом мінімального рівня заряду акумулятора (SOC ≥ 20 %). Джерелом первинних даних для аналізу слугує онлайн-моніторингова платформа Deye Cloud, з якої отримані детальні журнали даних функціонування системи із 5-хвилинним інтервалом. До складу даних увійшли такі параметри: напруга на клемі батареї, струм і потужність заряду/розряду, значення SOC/DOD, температура батареї, а також низка допоміжних показників інвертора й навантаження.

Така система є характерним прикладом сучасної автономної СЕС середнього класу, що функціонує у сценарії використання сонячної енергії без можливості експорту в зовнішню електромережу та потребує адаптивного керування зарядом/розрядом на основі доступних телеметричних даних.

Метою дослідження є підвищення ефективності моделювання блоку акумуляування електричної енергії шляхом розроблення комп'ютерної моделі процесів заряду/розряду на основі історичних даних його експлуатації. Модель повинна адекватно відображати динамічні процеси заряду/розряду, забезпечувати можливість аналізу таких взаємозалежних параметрів, як напруга на клемі та залишковий заряд акумулятора при різних струмах заряду/розряду. Для цього розв'язано такі задачі: аналіз структури та динаміки даних, отриманих з платформи Deye Cloud; побудова емпіричної моделі «SOC-напруга» з використанням методів комп'ютерного аналізу, таких як метод найменших квадратів та генетичні алгоритми; виявлення характерних залежностей та трендів; проведення параметричної ідентифікації моделі акумулятора.

Розрахунки виконувались за допомогою мови програмування Python, із використанням бібліотек pandas для обробки табличних даних, numpy для числових обчислень і поліноміального моделювання, scipy.optimize для оптимізації параметрів моделей, matplotlib.pyplot для візуалізації результатів, а також sklearn.metrics.r2_score для оцінювання точності побудованих регресійних моделей.

Для моделювання використано такі дані: Timestamp – часова мітка вимірювання даних; Battery Current (A) – струм батареї. Додатні значення стосуються процесів розряджання, а від'ємні – заряджання; SOC – State of Charge, рівень заряду батареї (%); Battery Voltage ($U_{b<sub>s>}$) – напруга на клемі батареї, що використовується для аналізу її стану під час зарядки та розрядки; time_diff_sec – розрахований параметр, що визначає інтервал часу між вимірюваннями.

Перш за все, проведено попереднє опрацювання даних, видалено аномальні значення і рядки з відсутніми значеннями. Отриманий набір даних розбито на вісім груп за значенням сили струму заряду/розряду, по чотири

для заряду і розряду. Перший діапазон [1А; 3А], другий [9А; 11А], третій [19А; 21А], четвертий [29А; 31А]. Такі діапазони повністю покривають робочий простір акумулятора.

Після розбиття даних на групи, в кожній групі знайдено середнє значення напруги на клемі акумулятора для кожного значення SOC. Отримані дані додатково згладжено за допомогою поліноміальної апроксимації. Такий підхід дозволяє зменшити флуктуації даних в межах окремих груп і побудувати більш стабільний профіль характеристик.

Передбачено, що програма генерує синтетичні точки для низьких значень SOC, яких не було в оригінальних даних. Це корисно, коли потрібно аналізувати повний діапазон SOC, якщо частина даних відсутня.

Ініціалізація початкового набору коефіцієнтів a_1 – a_{31} здійснюється на основі аналізу характеру задачі та попередніх досліджень. Вибір початкових значень відіграє важливу роль у процесі оптимізації параметрів моделі, оскільки правильний стартовий набір може значно прискорити збіжність алгоритму та покращити точність отриманих результатів.

Ці параметри отримані шляхом багаторазового застосування методу найменших квадратів для різних випадкових значень, що дозволило знайти близькі до оптимальних значення. Такий підхід забезпечує стійкість моделі та зменшує вплив початкових умов на кінцевий результат.

Таблиця 1

Початкові значення поліноміальних коефіцієнтів

$a_1 = 7.8523\text{e-}02$	$a_{12} = 9.2098\text{e-}03$	$a_{22} = 1.0420\text{e+}01$
$a_2 = 4.4064\text{e-}02$	$a_{13} = 9.2404\text{e-}03$	$a_{23} = 1.0267\text{e+}01$
$a_3 = 5.2999\text{e-}02$	$a_{14} = 9.2095\text{e-}03$	$a_{24} = 1.0188\text{e+}01$
$a_4 = 5.3961\text{e+}00$	$a_{15} = 1.6697\text{e+}00$	$a_{25} = 9.2330\text{e-}02$
$a_5 = 9.2790\text{e-}03$	$a_{16} = 9.4571\text{e-}01$	$a_{26} = 1.0381\text{e+}01$
$a_6 = 9.2634\text{e-}03$	$a_{17} = 1.0577\text{e+}00$	$a_{27} = 1.3262\text{e+}00$
$a_7 = 9.2295\text{e-}03$	$a_{18} = 6.0501\text{e-}01$	$a_{28} = 6.0602\text{e-}01$
$a_8 = 1.0681\text{e-}01$	$a_{19} = 8.0227\text{e-}01$	$a_{29} = 1.6621\text{e-}01$
$a_9 = 9.9664\text{e-}02$	$a_{20} = 5.5942\text{e-}01$	$a_{30} = 1.3637\text{e-}03$
$a_{10} = 7.8093\text{e-}02$	$a_{21} = 7.1899\text{e-}01$	$a_{31} = 1.0161\text{e+}01$
$a_{11} = 6.5482\text{e+}00$		

Цільова функція забезпечує знаходження значення напруги на клемі батареї, на підставі чого можна оцінити залишковий рівень заряду та точність моделювання батареї. При обчисленні функції дані проходять покрокову обробку: для кожного рівня заряду обчислюється прогнозована напруга за допомогою залежностей 9–10 які враховує струм, час, рівень заряду, параметри батареї та тип режиму. Ці значення порівнюються з реальними вимірами напруги, після чого розраховується середньоквадратична похибка (MSE).

Додатково вводиться штраф за розкид похибок, тобто варіацію між фактичними і обчисленими значеннями. Такий підхід дозволяє уникнути ситуацій, коли модель має загалом низьку похибку, але з великими локальними відхиленнями. Об'єднання MSE з цією варіацією, зважене коефіцієнтом α , формує підсумкове значення функції, знаходячи такі параметри, які роблять модель максимально точною та стабільною.

Наступним кроком є подальше вдосконалення моделі шляхом комплексного застосування методу найменших квадратів та генетичного алгоритму.

Метод найменших квадратів дозволяє уточнити початкові параметри, мінімізуючи похибку між розрахунковими та фактичними значеннями. Він забезпечує поступове наближення до оптимальних коефіцієнтів шляхом ітеративного коригування результатів моделі.

Генетичний алгоритм, у свою чергу, сприяє глобальній оптимізації, використовуючи механізми природного відбору, мутації та схрещування. Це дає змогу ефективно досліджувати простір можливих рішень, знаходячи найкращі комбінації параметрів навіть у складних умовах, де традиційні методи можуть губитися в локальних мінімумах.

На рисунках 2 і 3 наведено результати моделювання роботи акумуляторної батареї і реальні історичні дані напруги на клемі U_b і залишкової ємності SOC її при процесах заряджання/розряджання струмом 19–21А.

Розроблена модель протестована на незалежному сегменті даних. Аналіз виконано шляхом порівняння змодельованих і фактичних параметрів з використанням статистичних показників: коефіцієнт детермінації R^2 ; середня абсолютна похибка MAE (Mean Absolute Error); середньоквадратична похибка MSE (Mean Squared Error); максимальне відхилення фактичного та змодельованого графіків PFG (Peak Fitting Gap); середня абсолютна відсоткова похибка MAPE (Mean Absolute Percentage Error). Результати аналізу наведені в таблицях 2, 3.

Аналіз результатів моделювання процесу заряду акумулятора демонструє перевагу методу генетичного алгоритму (ГА) над методом найменших квадратів (МНК) в умовах середніх та високих значень зарядного струму. Зокрема, на інтервалі струмів [29А; 31А], модель, побудована за допомогою ГА, демонструє кращу точність та вищу кореляцію за коефіцієнтом детермінації.

Водночас, для низьких струмів [1А; 3А] – спостерігається зворотна ситуація – метод найменших квадратів показує дещо кращі результати за MSE і R^2 , що вказує на здатність МНК краще адаптуватися до менш динамічних режимів.

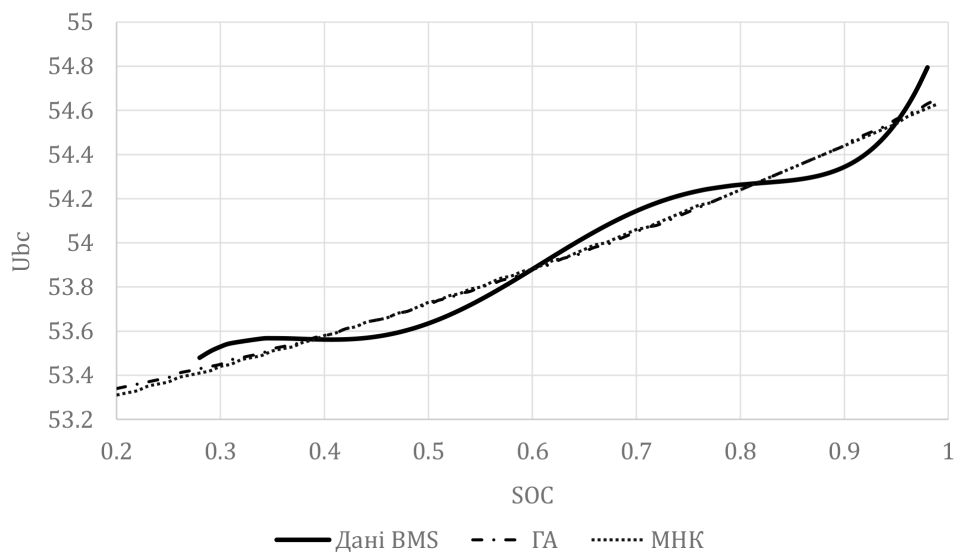


Рис. 2. Результати розрахунку параметрів акумулятора при заряджанні

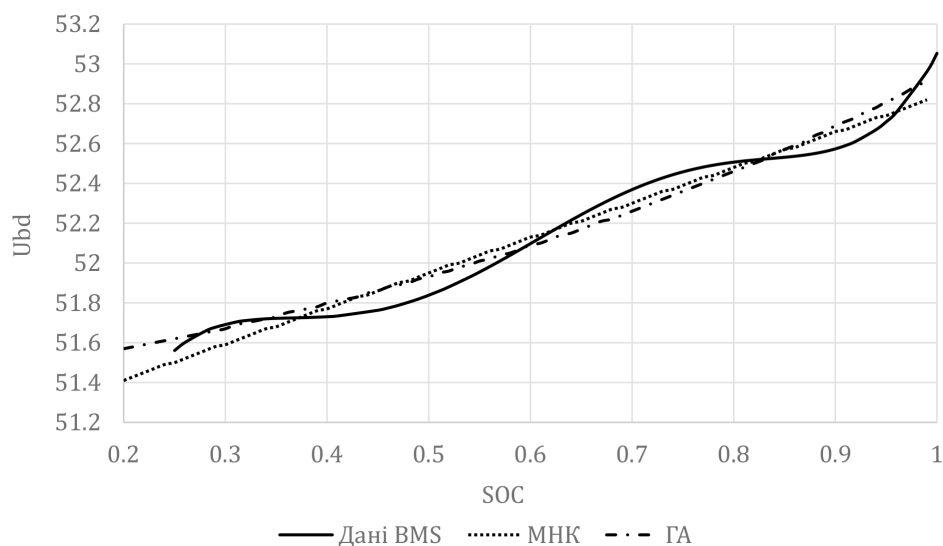


Рис. 3. Результати розрахунку параметрів акумулятора при розряджанні

Таблиця 2

Порівняльні характеристики точності моделювання заряду акумулятора LiFePO_4

Інтервал струму заряду (А)	Метрика	MSE	MAE	PFG	R^2	MAPE
	Метод					
1–3	ГА	0,0688	0,0988	0,1862	0,6052	0,0019
	МНК	0,0631	0,0861	0,1623	0,6378	0,0016
9–11	ГА	0,005	0,0589	0,1097	0,9644	0,0011
	МНК	0,005	0,0587	0,1094	0,9645	0,0011
19–21	ГА	0,0046	0,0596	0,1104	0,9605	0,0011
	МНК	0,0046	0,0593	0,11	0,9606	0,0011
29–31	ГА	0,003	0,0461	0,0851	0,9637	0,0008
	МНК	0,0035	0,0455	0,0839	0,9583	0,0008

Окрім того, метрики MAE та MAPE для обох методів залишаються в допустимих межах, що свідчить про високу узгодженість результатів моделювання із фактичними даними.

У випадку моделювання процесу розряду акумулятора метод найменших квадратів демонструє вищу точність у більшості інтервалів. Однак для інтервалу [1А; 3А] ГА демонструє вищу здатність до узагальнення, особливо за метриками MAE та MAPE, що свідчить про гнучкість у роботі з менш вираженими нелінійностями в поведінці батареї. У межах високого струму розряду [29А; 31А] обидва методи показали зниження точності моделювання.

Таблиця 3

Порівняльні характеристики точності моделювання розряду акумулятора LiFePO₄

Інтервал струму розряду (А)	Метрика	MSE	MAE	PFG	R ²	MAPE
	Метод					
1–3	ГА	0,0131	0,0801	0,152	0,8876	0,0015
	МНК	0,0074	0,0636	0,1207	0,9366	0,0012
9–11	ГА	0,0108	0,0716	0,1368	0,9347	0,0014
	МНК	0,0065	0,0574	0,1098	0,9607	0,0011
19–21	ГА	0,0056	0,0653	0,1251	0,9567	0,0012
	МНК	0,0048	0,0604	0,1157	0,9632	0,0012
29–31	ГА	0,0128	0,0994	0,191	0,853	0,0019
	МНК	0,0114	0,096	0,1845	0,8689	0,0018

Висновки

Розроблена комп'ютерна модель забезпечує можливість визначати напругу на клеммах акумулятора, яка характеризує його енергетичний потенціал (залишковий заряд), на підставі параметрів акумулятора з використанням історичних даних про режими його роботи за різних умов. Застосування отриманих результатів забезпечує можливість адекватно відображати динамічні процеси заряду/розряду, аналіз таких взаємозалежних параметрів, як напруга на клеммах та залишковий заряд акумулятора при різних струмах заряду/розряду.

Обґрунтоване подання структури акумулятора у вигляді еквівалентної електричної схеми з подальшим статистичним аналізом її параметрів забезпечують коректне застосування теорії регресійного аналізу та побудову цільової функції. Важливе значення при реалізації комп'ютерної моделі мали проведені процеси попереднього опрацювання даних, які включали: видалення аномальних значень, розподіл на групи, нормалізацію, подання часової мітки, статистичне опрацювання інтервалів.

Комплексність і універсальність моделі надають обґрунтовані до застосування методи найменших квадратів та генетичних алгоритмів при визначенні параметрів цільової функції. Порівняння змодельованих і фактичних параметрів з використанням статистичних показників підтверджує точність моделювання на високому рівні ($R^2 = 0,96$). При цьому метод найменших квадратів має кращі результати для середніх за інтенсивністю та стабільних режимів, як заряджання так і розряджання, завдяки простоті та стійкості до шумів. Генетичний алгоритм виявився ефективним при моделюванні в умовах високої нелінійності або нестачі даних, зокрема для граничних значень струму.

Застосування отриманих результатів забезпечує можливість адекватно відображати динамічні процеси заряджання/розряджання акумулятора, здійснювати аналіз таких взаємозалежних параметрів, як напруга на клеммах та залишковий заряд акумулятора при різних струмах, досліджувати вплив параметрів акумулятора на режими роботи гібридних систем електропостачання.

Список використаної літератури

1. A. Seaman, T. Dao, J. McPhee. A survey of mathematics-based equivalent-circuit and electrochemical battery models for hybrid and electric vehicle simulation. *Journal of Power Sources*. Volume 256. 2014. Pages 410–423. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2014.01.057>
2. A. Fotouhi, D. J. Auger, K. Propp, S. Longo. A Study on Battery Model Parametrisation Problem – Application-Oriented Trade-offs between Accuracy and Simplicity. *IFAC-PapersOnLine*. Volume 49, Issue 11. 2016. Pages 48–53. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2016.08.008>
3. N. Campagna, V. Castiglia, R. Miceli, R. A. Mastromauro, C. Spataro, M. Trapanese, F. Viola. Battery Models for Battery Powered Applications: A Comparative Study. *Energies*. Volume 13, Issue 16. 2020. Article 4085. DOI: <https://doi.org/10.3390/en13164085>
4. L. Zhang, H. Peng, Z. Ning, Z. Mu, C. Sun. Comparative Research on RC Equivalent Circuit Models for Lithium-Ion Batteries of Electric Vehicles. *Appl. Sci*. Volume 7, Issue 10. 2017. Article 1002. DOI: <https://doi.org/10.3390/app7101002>
5. K. Thirugnanam, H. Saini, P. Kumar. Mathematical Modeling of Li-Ion Battery for Charge/Discharge Rate and Capacity Fading Characteristics using Genetic Algorithm Approach. *Conference: Transportation Electrification Conference and Expo (ITEC), IEEE*. June 2012. Pages 1–6. DOI: <https://doi.org/10.1109/ITEC.2012.6243431>
6. O. Plakhtii, V. Nerubatskyi, A. Mashura, D. Hordiienko. The Analysis of Mathematical Models of Charge-Discharge Characteristics in Lithium-Ion Batteries. *2020 IEEE 40th International Conference on Electronics and Nanotechnology (ELNANO)*. 2020. Pages 635–640. DOI: <https://doi.org/10.1109/ELNANO50318.2020.9088827>
7. T. Zahid, W. Li. A Comparative Study Based on the Least Square Parameter Identification Method for State of Charge Estimation of a LiFePO₄ Battery Pack Using Three Model-Based Algorithms for Electric Vehicles. *Energies*. Volume 9, Issue 9. 2016. Article 720. DOI: <https://doi.org/10.3390/en9090720>

8. C. Zhang, W. Allafi, Q. Dinh, P. Ascencio, J. Marco. Online estimation of battery equivalent circuit model parameters and state of charge using decoupled least squares technique. *Energy*. Volume 142. 2018. Pages 678–688. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2017.10.043>
9. V. Duong, H. A. Bastawrous, K. C. Lim, K. W. See, P. Zhang, S. X. Dou. Online state of charge and model parameters estimation of the LiFePO₄ battery in electric vehicles using multiple adaptive forgetting factors recursive least-squares. *Journal of Power Sources*. Volume 296. 2015. Pages 215–224. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2015.07.041>
10. J. Zhengxin, S. Qin, W. Yujiang, W. Hanlin, G. Bingzhao, H. Lin. An Immune Genetic Extended Kalman Particle Filter approach on state of charge estimation for lithium-ion battery. *Energy*. Volume 230. 2021. Article 120805. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2021.120805>
11. O. Pavliuk, M. Medykovskyy, T. Steclik. Predicting AGV Battery Cell Voltage Using a Neural Network Approach with Preliminary Data Analysis and Processing. *IEEE International Conference on Big Data (BigData)*. 2023. Pages 5087–5096. DOI: <https://doi.org/10.1109/BigData59044.2023.10386137>
12. DEYE. BOS-G-H-L Product Information. 2025. Available at: <https://deye.com/product/bos-g-h-l/>. [Accessed: 19 August 2025].

References

1. Seaman, A., Dao, T., McPhee, J. (2014) A survey of mathematics-based equivalent-circuit and electrochemical battery models for hybrid and electric vehicle simulation. *Journal of Power Sources*, vol. 256, pp. 410–423. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2014.01.057>
2. Fotouhi, A., Auger, D.J., Propp, K., Longo, S. (2016) A Study on Battery Model Parametrisation Problem – Application-Oriented Trade-offs between Accuracy and Simplicity. *IFAC-PapersOnLine*, vol. 49, no. 11, pp. 48–53. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2016.08.008>
3. Campagna, N., Castiglia, V., Miceli, R., Mastromauro, R.A., Spataro, C., Trapanese, M., Viola, F. (2020) Battery Models for Battery Powered Applications: A Comparative Study. *Energies*, vol. 13, no. 16, 4085. Available at: <https://doi.org/10.3390/en13164085>
4. Zhang, L., Peng, H., Ning, Z., Mu, Z., Sun, C. (2017) Comparative Research on RC Equivalent Circuit Models for Lithium-Ion Batteries of Electric Vehicles. *Applied Sciences*, vol. 7, no. 10, 1002. Available at: <https://doi.org/10.3390/app7101002>
5. Thirugnanam, K., Saini, H., Kumar, P. (2012) Mathematical Modeling of Li-Ion Battery for Charge/Discharge Rate and Capacity Fading Characteristics using Genetic Algorithm Approach. *2012 IEEE Transportation Electrification Conference and Expo (ITEC)*, June 2012, pp. 1–6. Available at: <https://doi.org/10.1109/ITEC.2012.6243431>
6. Plakhtii, O., Nerubatskyi, V., Mashura, A., Hordiienko, D. (2020) The Analysis of Mathematical Models of Charge-Discharge Characteristics in Lithium-Ion Batteries. *2020 IEEE 40th International Conference on Electronics and Nanotechnology (ELNANO)*, pp. 635–640. Available at: <https://doi.org/10.1109/ELNANO50318.2020.9088827>
7. Zahid, T., Li, W. (2016) A Comparative Study Based on the Least Square Parameter Identification Method for State of Charge Estimation of a LiFePO₄ Battery Pack Using Three Model-Based Algorithms for Electric Vehicles. *Energies*, vol. 9, no. 9, 720. Available at: <https://doi.org/10.3390/en9090720>
8. Zhang, C., Allafi, W., Dinh, Q., Ascencio, P., Marco, J. (2018) Online estimation of battery equivalent circuit model parameters and state of charge using decoupled least squares technique. *Energy*, vol. 142, pp. 678–688. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2017.10.043>
9. Duong, V., Bastawrous, H. A., Lim, K. C., See, K. W., Zhang, P., Dou, S. X. (2015) Online state of charge and model parameters estimation of the LiFePO₄ battery in electric vehicles using multiple adaptive forgetting factors recursive least-squares. *Journal of Power Sources*, vol. 296, pp. 215–224. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2015.07.041>
10. Zhengxin, J., Qin, S., Yujiang, W., Hanlin, W., Bingzhao, G., Lin, H. (2021) An Immune Genetic Extended Kalman Particle Filter approach on state of charge estimation for lithium-ion battery. *Energy*, vol. 230, 120805. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2021.120805>
11. Pavliuk, O., Medykovskyy, M., Steclik, T. (2023) Predicting AGV Battery Cell Voltage Using a Neural Network Approach with Preliminary Data Analysis and Processing. *IEEE International Conference on Big Data (BigData)*, pp. 5087–5096. Available at: <https://doi.org/10.1109/BigData59044.2023.10386137>
12. DEYE. (2025). BOS-G-H-L Product Information. Available at: <https://deye.com/product/bos-g-h-l/> [Accessed: 19 August 2025].

Дата першого надходження рукопису до видання: 25.09.2025
 Дата прийнятого до друку рукопису після рецензування: 20.10.2025
 Дата публікації: 28.11.2025