

Хмельницький національний університет
Факультет інформаційних технологій
Кафедра комп'ютерних наук

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

на тему Метод визначення ефективного стану автономних систем
живлення за машинною обробкою даних


Галузь знань 12 – Інформаційні системи
Шифр і назва галузі знань
Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки
Шифр і назва спеціальності
Освітня програма Комп'ютерні науки
Назва освітньої програми

Виконав: студент 2 курсу, група КНм-23-2
Курс, група виконавця


Підпис

Вікторія
ПРИЛУЦЬКА
Ініціали, прізвище

Керівник: д.т.н., професор кафедри КН
Науковий ступінь, посада


Підпис

Едуард МАНЗЮК
Ініціали, прізвище

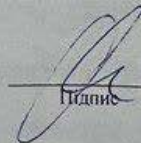
Нормоконтроль к.т.н., доцент кафедри КН
Науковий ступінь, посада


Підпис

Руслан БАГРІЙ
Ініціали, прізвище

До захисту допускаю:

Зав. кафедри КН, д.т.н., професор


Підпис

Олександр
БАРМАК
Ініціали, прізвище

17 грудня 2024 р.

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
Факультет інформаційних технологій
Кафедра комп'ютерних наук
Освітній ступінь магістр
Галузь знань 12 – Інформаційні системи
Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри комп'ютерних наук


(власн.)

д.т.н., професор Олександр БАРМАК
« 02 » вересня 2024 року

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ МАГІСТРА**

1. Тема кваліфікаційної роботи магістра: «Метод визначення ефективного стану автономних систем живлення за машинною обробкою даних»

2. Завдання видано студенту Вікторія ПРИЛУЦЬКА
(прізвище, ім'я, по батькові)

3. Керівник роботи професор кафедри КН Едуард МАНЗЮК
(прізвище, ім'я, по батькові)

4. Затверджені наказом університету від « 26 » 08 2024 р. № 60 .

5. Зміст пояснювальної записки (перелік задач) та вихідні дані:

Мета кваліфікаційної роботи магістра полягає у підвищенні точності оцінки стану заряду накопичувачів енергії шляхом автоматизації підбору гіперпараметрів нейронної мережі. Для досягнення поставленої мети визначені наступні задачі: дослідити та проаналізувати існуючі методи визначення стану автономних систем живлення; розробити метод визначення ефективного стану автономних систем живлення за машинною обробкою даних; створити інформаційну технологію визначення ефективного стану автономних систем живлення; провести експериментальне дослідження розробленого методу. Результатом виконання кваліфікаційної роботи магістра є розроблений метод визначення ефективного стану автономних систем живлення за машинною обробкою даних,

Ключові слова: автономні системи живлення, оцінка стану заряду, машинне навчання, нейронна мережа, басівська оптимізація.

Реферат

Кваліфікаційна робота магістра присвячена підвищенні точності оцінки стану заряду накопичувачів енергії шляхом автоматизації підбору гіперпараметрів нейронної мережі.

Актуальність теми. Актуальність розроблення методу визначення ефективного стану автономних систем живлення обумовлена зростаючим попитом на використання накопичувачів енергії в різних галузях. Точне визначення стану заряду є критичним фактором для забезпечення надійної роботи та оптимального використання акумуляторних систем у електромобілях, відновлюваній енергетиці та побутових пристроях. Існуючі методи оцінки стану заряду часто базуються на спрощених моделях або вимагають значних обчислювальних ресурсів, що обмежує їх практичне застосування. Традиційні підходи не враховують повною мірою нелінійну природу процесів деградації акумуляторів та зміну їх характеристик з часом, що призводить до зниження точності прогнозування в реальних умовах експлуатації.

З розвитком технологій штучного інтелекту з'явилися нові можливості для створення більш точних та адаптивних методів оцінки стану заряду. Однак ключовою проблемою залишається складність налаштування гіперпараметрів моделей машинного навчання, що вимагає значних витрат часу та експертних знань. Автоматизація цього процесу дозволить суттєво підвищити практичну цінність таких рішень. Точне прогнозування стану заряду дозволяє уникнути передчасної деградації акумуляторів та оптимізувати режими їх експлуатації. Особливої актуальності набуває розроблення універсальних методів, здатних працювати з різними типами накопичувачів енергії та адаптуватися до змінних умов експлуатації. Впровадження автоматичної оптимізації параметрів нейронних мереж створює передумови для широкого практичного застосування таких систем без необхідності залучення висококваліфікованих спеціалістів для їх налаштування.

Таким чином, розроблення методу визначення ефективного стану автономних систем живлення з автоматичною оптимізацією параметрів є актуальним науково-

практичним завданням, вирішення якого сприятиме підвищенню ефективності використання накопичувачів енергії в різних галузях.

Мета роботи полягає у підвищенні точності оцінки стану заряду накопичувачів енергії шляхом автоматизації підбору гіперпараметрів нейронної мережі.

Об'єкт дослідження – процес оцінки стану заряду накопичувачів енергії в системах зберігання енергії.

Предмет дослідження – моделі, методи та засоби оцінки стану заряду накопичувачів енергії з використанням оптимізованої LSTM нейронної мережі та баєсівської оптимізації.

Методи дослідження включають застосування нейронних мереж, баєсівської оптимізації гіперпараметрів, обробку даних (нормалізація, видалення викидів) та експериментальне тестування на реальних наборах даних.

Наукова новизна одержаних результатів. Удосконалено метод оцінки стану заряду накопичувачів енергії на основі LSTM нейронної мережі, який відрізняється від існуючих впровадженням баєсівської оптимізації для автоматичного налаштування гіперпараметрів мережі, що дозволило створити універсальну модель для різних типів накопичувачів енергії, скоротити час налаштування та підвищити точність оцінки SoC.

Апробація результатів кваліфікаційної роботи магістра та публікації. Прилуцька В.О., Манзюк Е.А., Скрипник Т.К. Метод оцінки стану заряду накопичувачів енергії з використанням оптимізованої LSTM нейронної мережі. Збірник наукових праць за матеріалами XVI Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024». - Хмельницький, 2024. - С.439 - 444.

Структура та обсяг роботи. Робота має таку структуру: вступ, чотири розділи, висновки, списку використаних джерел, а також додатків. Основний обсяг роботи – 83 сторінки, включаючи 12 рисунків, 2 таблиці та 42 джерела у списку літератури.

Ключові слова: автономні системи живлення, оцінка стану заряду, машинне навчання, нейронна мережа, баєсівська оптимізація.

Зміст

Перелік скорочень.....	4
Вступ.....	5
РОЗДІЛ 1 Системи автономного живлення та методи визначення їх ефективного стану.....	8
1. 1. Актуальність проблеми визначення ефективного стану автономних систем живлення за машинною обробкою даних.....	8
1.1.1 Основні завдання та виклики.....	9
1.1.2 Існуючі підходи та їх обмеження.....	10
1.2 Методи штучного інтелекту для аналізу технічних систем.....	11
1.3 Особливості застосування методів штучного інтелекту для визначення стану автономних систем живлення.....	18
1.4 Мета та постановка задач.....	21
РОЗДІЛ 2 Метод визначення ефективного стану автономних систем живлення за машинною обробкою даних.....	23
2.1 Теоретичне обґрунтування підходу.....	23
2.2. Обмеження при розробці методу.....	27
2.3. Метод визначення ефективного стану автономних систем живлення за машинною обробкою даних.....	30
Висновки до розділу 2.....	34
РОЗДІЛ 3 Інформаційна система визначення ефективного стану автономних систем живлення.....	36
3.1 Концептуальна модель інформаційної системи.....	36
3.2 Метод оптимізації гіперпараметрів LSTM.....	41
3.3 Метод прогнозування стану заряду.....	49
Висновки до розділу 3.....	51
РОЗДІЛ 4 Експериментальне дослідження розробленого методу.....	53
4.1 Застосування набору даних для проведення експериментів.....	53
4.2 Аналіз впливу циклів заряду-розряду на деградацію акумулятора.....	54
4.3 Показники для аналізу акумуляторних батарей.....	57
4.4 Експериментальна перевірка методу.....	62
Висновки до розділу 4.....	74

Загальні висновки	76
Перелік посилань	78
Додатки	

Перелік скорочень

Скорочення, термін, позначення	Пояснення
АСЖ	Автономні системи живлення
ШІ	Штучний інтелект
МН)	Машинне навчання
БП	Багатошарові перцептрони
SoC	State of Charge (Стан заряду)
RUL	Remaining Useful Life
SoH	State of Health (Стан здоров'я)

Вступ

Актуальність теми. Актуальність розроблення методу визначення ефективного стану автономних систем живлення обумовлена зростаючим попитом на використання накопичувачів енергії в різних галузях. Точне визначення стану заряду є критичним фактором для забезпечення надійної роботи та оптимального використання акумуляторних систем у електромобілях, відновлюваній енергетиці та побутових пристроях. Існуючі методи оцінки стану заряду часто базуються на спрощених моделях або вимагають значних обчислювальних ресурсів, що обмежує їх практичне застосування. Традиційні підходи не враховують повною мірою нелінійну природу процесів деградації акумуляторів та зміну їх характеристик з часом, що призводить до зниження точності прогнозування в реальних умовах експлуатації.

З розвитком технологій штучного інтелекту з'явилися нові можливості для створення більш точних та адаптивних методів оцінки стану заряду. Однак ключовою проблемою залишається складність налаштування гіперпараметрів моделей машинного навчання, що вимагає значних витрат часу та експертних знань. Автоматизація цього процесу дозволить суттєво підвищити практичну цінність таких рішень. Економічна доцільність розроблення нового методу підтверджується можливістю оптимізації використання акумуляторних систем, подовження терміну їх служби та зменшення витрат на обслуговування. Точне прогнозування стану заряду дозволяє уникнути передчасної деградації акумуляторів та оптимізувати режими їх експлуатації. Особливої актуальності набуває розроблення універсальних методів, здатних працювати з різними типами накопичувачів енергії та адаптуватися до змінних умов експлуатації. Впровадження автоматичної оптимізації параметрів нейронних мереж створює передумови для широкого практичного застосування таких систем без необхідності залучення висококваліфікованих спеціалістів для їх налаштування.

Таким чином, розроблення методу визначення ефективного стану автономних систем живлення з автоматичною оптимізацією параметрів є актуальним науково-практичним завданням, вирішення якого сприятиме підвищенню ефективності використання накопичувачів енергії в різних галузях.

Мета роботи полягає у підвищенні точності оцінки стану заряду накопичувачів енергії шляхом автоматизації підбору гіперпараметрів нейронної мережі.

Об'єкт дослідження – процес оцінки стану заряду накопичувачів енергії в системах зберігання енергії.

Предмет дослідження – моделі, методи та засоби оцінки стану заряду накопичувачів енергії з використанням оптимізованої LSTM нейронної мережі та баєсівської оптимізації.

Методи дослідження включають застосування нейронних мереж, баєсівської оптимізації гіперпараметрів, обробку даних (нормалізація, видалення викидів) та експериментальне тестування на реальних наборах даних.

Наукова новизна одержаних результатів. Удосконалено метод оцінки стану заряду накопичувачів енергії на основі LSTM нейронної мережі, який відрізняється від існуючих впровадженням баєсівської оптимізації для автоматичного налаштування гіперпараметрів мережі, що дозволило створити універсальну модель для різних типів накопичувачів енергії, скоротити час налаштування та підвищити точність оцінки SoC.

Апробація результатів кваліфікаційної роботи магістра та публікації. Прилуцька В.О., Манзюк Е.А., Скрипник Т.К. Метод оцінки стану заряду накопичувачів енергії з використанням оптимізованої LSTM нейронної мережі. Збірник наукових праць за матеріалами XVI Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024». - Хмельницький, 2024. - С.439 - 444.

Структура та обсяг роботи. Робота має таку структуру: вступ, чотири розділи, висновки, списку використаних джерел, а також додатків. Основний обсяг

роботи – 83 сторінки, включаючи 12 рисунків, 2 таблиці та 42 джерела у списку літератури.

РОЗДІЛ 1 Системи автономного живлення та методи визначення їх ефективного стану

1. 1. Актуальність проблеми визначення ефективного стану автономних систем живлення за машинною обробкою даних

Автономні системи живлення (АСЖ), такі як сонячні панелі, вітрові турбіни та інші джерела альтернативної енергії, стають все більш поширеними як у побутовому, так і в промисловому використанні. Зростання попиту на ці системи обумовлене глобальними тенденціями переходу до використання відновлюваних джерел енергії, що сприяє зниженню викидів вуглецю та зменшенню залежності від викопного палива [1]. Однак, ефективність таких систем залежить від багатьох факторів, включаючи кліматичні умови, технічний стан обладнання, а також ефективність управління розподілом енергії між споживачами [2].

Одним із важливих необхідностей є своєчасне визначення та підтримка ефективного стану АСЖ, що безпосередньо впливає на їхню продуктивність та довговічність. З огляду на складність таких систем, класичні методи моніторингу та управління, засновані на ручному аналізі даних, стають менш ефективними. У зв'язку з цим, машинна обробка даних і сучасні методи штучного інтелекту (ШІ) та машинного навчання (МН) набувають все більшого значення для автоматизації процесу відстеження стану систем та прогнозування їхньої ефективності [3, 4].

Важливість проблеми визначення ефективного стану АСЖ за допомогою машинної обробки даних полягає не лише у підвищенні енергетичної продуктивності, але й у зменшенні витрат на обслуговування та ремонти. Це дозволяє прогнозувати збої в роботі системи та оптимізувати її функціонування в реальному часі. У цьому контексті застосування технологій МН дає змогу створювати адаптивні моделі, які враховують різноманітні параметри, зокрема погодні умови, рівень зносу обладнання та поведінку кінцевих споживачів енергії. Такі підходи дають змогу значною мірою підвищити точність прогнозів та своєчасність рішень щодо технічного обслуговування [5–7].

Окрім того, розвиток технологій Інтернету речей та великих даних дозволяє збирати та аналізувати величезні обсяги інформації про роботу АСЖ у режимі реальної послідовності дій. Це забезпечує постійний моніторинг стану систем і дає можливість автоматично виявляти аномалії або зниження ефективності, що, в свою чергу, дозволяє уникати критичних збоїв.

Таким чином, проблема визначення ефективного стану автономних систем живлення є надзвичайно актуальною в умовах сучасного розвитку енергетики. Використання машинної обробки даних для цього завдання відкриває нові можливості для підвищення надійності та продуктивності АСЖ, що є важливим аспектом для забезпечення сталого розвитку енергетичних систем.

1.1.1 Основні завдання та виклики

Основними завданнями при визначенні ефективного стану автономних систем живлення є створення надійних методів моніторингу, прогнозування та управління, які дозволяють максимально підвищити ефективність безперервної роботи системи. Одним із ключових викликів є необхідність обробки великих обсягів даних, які генеруються у реальному часі різними компонентами АСЖ, такими як сонячні панелі, вітрові турбіни та акумуляторні системи [8–10].

Системи автономного енергопостачання мають складну структуру, яка включає різні енергетичні джерела, системи зберігання та мережі, що вимагає інтегрованого підходу до їхнього управління. Важливим завданням є забезпечення безперебійного постачання енергії, особливо в умовах зміни зовнішніх факторів, як різні погодні перешкоди, туман та ін, якість складових компонентів АСЖ та поведінка споживачів.

Виклик полягає і в тому, щоб створити системи прогнозування збоїв і зниження ефективності, які здатні адаптуватися до змін у зовнішньому середовищі, при цьому мінімізуючи витрати на обслуговування. Використання методів машинного навчання та інтелектуальних алгоритмів для аналізу поведінкових моделей АСЖ дає можливість значно покращити ці процеси.

Ще одним критичним завданням є розробка систем, що можуть обробляти великі масиви даних та інтегрувати різні джерела інформації, такі як метеорологічні дані, показники стану обладнання та моделі споживання енергії. Для цього необхідний розвиток високопродуктивних обчислювальних технологій, які здатні забезпечити обробку даних у реальному часі з високою точністю.

1.1.2 Існуючі підходи та їх обмеження

Існуючі підходи до визначення ефективного стану автономних систем живлення можна розділити на дві основні групи: моделі на основі традиційних статистичних методів та моделі на основі машинного навчання. Традиційні підходи включають методи регресії, часових рядів та оптимізаційних моделей, які використовуються для оцінки та прогнозування роботи АСЖ. Ці підходи дозволяють отримати загальну картину ефективності системи, однак, вони мають низку обмежень, зокрема невисоку точність прогнозів в умовах динамічних змін, таких як раптові зміни погодних умов або збої обладнання.

Моделі, які розроблені на із застосуванням машинного навчання, такі як нейронні мережі, на основі дерева рішень та методи глибокого навчання, пропонують більше гнучкості у прогнозуванні ефективності АСЖ. Вони здатні враховувати велику кількість вхідних параметрів, таких як кліматичні дані, стан обладнання та поведінкові моделі споживачів, що дозволяє підвищити точність прогнозування та швидкість з якою відбувається реагування на зміни [20]. Проте, ці підходи також мають обмеження, зокрема складність у налаштуванні параметрів моделей, необхідність у великих обсягах навчальних даних та висока обчислювальна вартість обробки.

Однією з базових задач, яку можна вважати основною є також поєднання разом різних типів джерел енергії, таких як сонячна, енергія вітру та застосування акумуляторів, в єдину систему управління. Це вимагає розробки складних алгоритмів, які можуть координувати взаємодії різних компонентів та забезпечувати оптимальне використання ресурсів .

1.2 Методи штучного інтелекту для аналізу технічних систем

У галузі визначення стану автономних систем живлення, зокрема батарей, можна ефективно застосувати широкий спектр методів штучного інтелекту. Практичне застосування нейронних мереж різноманітних архітектур зарекомендували себе як потужний інструмент для аналізу даних акумуляторів. Багат шарові перцептрони (БП) дозволяють виявляти складні нелінійні залежності між параметрами батареї та її станом. Згорткові нейронні мережі добре зарекомендували себе під час обробки часових рядів, що дозволяє практично проводити аналіз динаміки зміни робочих характеристик різних типів акумулятора. Рекурентні нейронні мережі, в тому числі такий їх вид, як мережі з довгою короткочасною пам'яттю, демонструють високу ефективність при роботі з послідовними даними, що робить їх ідеальними для прогнозування стану заряду (SoC – State of Charge) та залишкового ресурсу (RUL – Remaining Useful Life) батарей.

Методи машинного навчання, такі як методи які ґрунтуються на опорних векторах та випадкові ліси, також знаходять широке застосування в цій області. Тому є змога створювати моделі, які здатні враховувати складні взаємозв'язки між різними параметрами батареї та її станом. Ці методи часто використовуються для класифікації стану батареї та регресійного аналізу для прогнозування її характеристик.

Глибоке навчання відкриває нові можливості для аналізу стану батарей. Багато задачні моделі глибокого навчання дозволяють одночасно оцінювати кілька параметрів, таких як SoC, стан здоров'я (SoH – State of Health) та внутрішній опір акумуляторів. Це підвищує ефективність аналізу та дозволяє спроектувати комплексну оцінку стану батареї.

Методи передачі навчання набувають все більшої популярності, оскільки вони дозволяють адаптувати моделі, навчені на одному типі акумуляторів, до інших

типів. Це значно прискорює процес розробки моделей для нових типів батарей і підвищує їх точність [11].

Ансамблеві методи, які поєднують результати кількох моделей машинного навчання, показують високу ефективність у підвищенні точності оцінки стану батарей. Вони дозволяють компенсувати недоліки окремих моделей і отримати більш надійні прогнози.

Оптимізаційні алгоритми, такі як оптимізація рою частинок та байєсівська оптимізація, успішно застосовуються для налаштування гіперпараметрів моделей машинного навчання. Це дозволяє автоматизувати процес вибору оптимальної конфігурації моделі та підвищити її продуктивність.

Важливо відзначити, що вибір конкретного методу штучного інтелекту залежить від специфіки задачі, доступних даних та вимог до швидкодії та точності системи. Комбінування різних підходів часто дозволяє досягти найкращих результатів у визначенні стану автономних систем живлення.

Нейронні мережі різних архітектур зарекомендували себе як потужний інструмент для аналізу даних акумуляторів. Представлено інноваційний підхід з використанням згорткових нейронних мереж для аналізу часових рядів даних акумуляторів, що дозволило ефективно обробляти динамічні характеристики батарей [12].

У галузі визначення стану автономних систем живлення, зокрема батарей, застосовується широкий спектр методів штучного інтелекту. Представлено комплексний огляд різних підходів машинного навчання з метою оцінювання стану заряду літій-іонних акумуляторів, включаючи нейронні мережі, методи опорних векторів та нечітку логіку [13]. Їхня робота демонструє різноманітність доступних методів та їх ефективність у вирішенні задач оцінки стану батарей.

Інші дослідники пішли далі, запропонували метод на основі довгої короткочасної пам'яті для прогнозування залишкового ресурсу літій-іонних акумуляторів, що дозволило покращити довгострокові прогнози [14].

Гібридні та ансамблеві методи показують високу ефективність у підвищенні точності оцінки стану батарей. Автори запропонували гібридний підхід, що поєднує

оптимізацію рою частинок та машину екстремального навчання для точного прогнозування SoC [15]. Цей метод демонструє, як комбінування різних алгоритмів може призвести до значного підвищення необхідних результатів. Подібним чином, розробили ансамблевий метод, що поєднує різні алгоритми машинного навчання для отримання необхідної точності оцінки SoC [16].

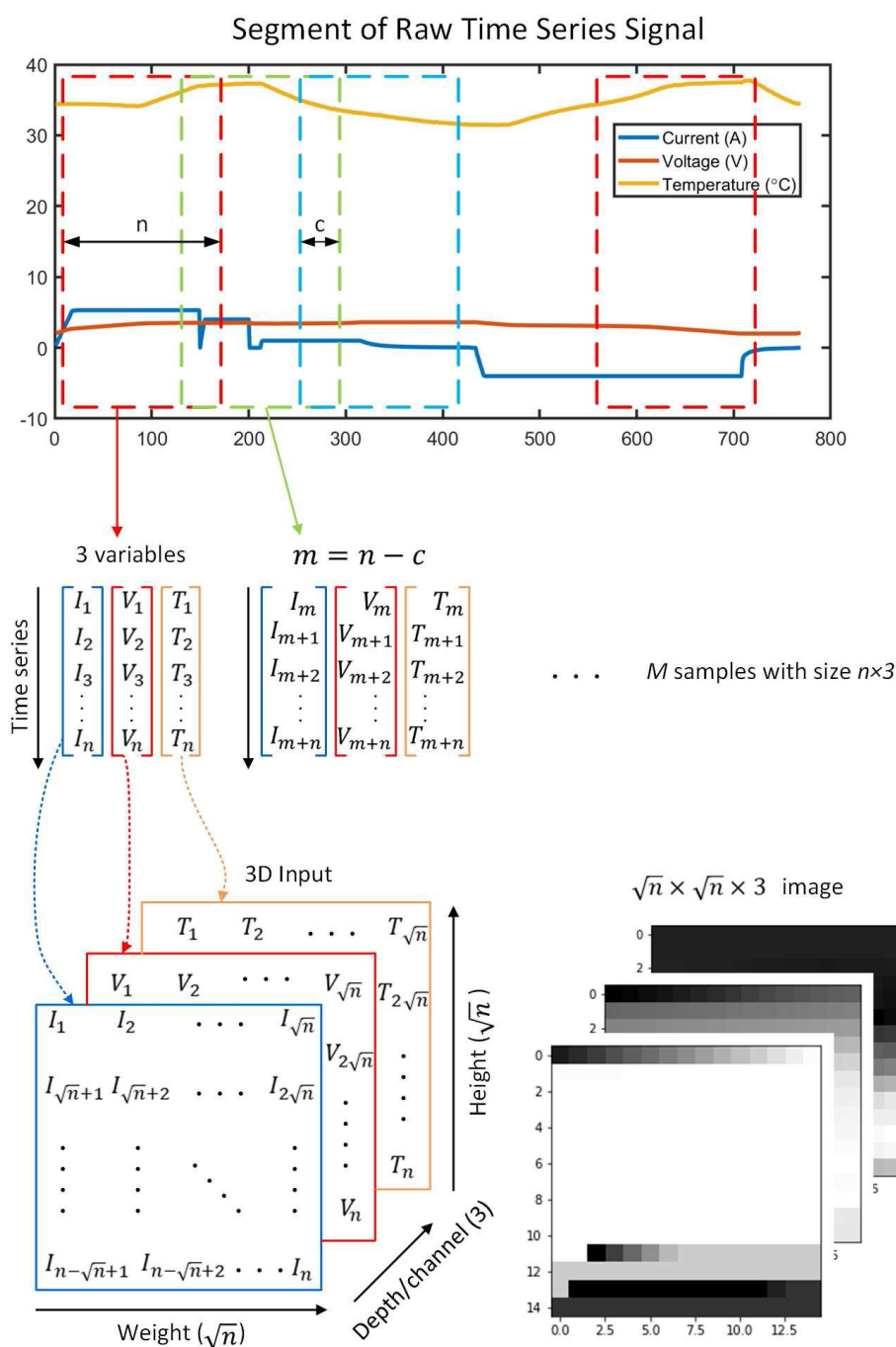


Рисунок 1.1 – Метод перетворення вимірювань часових рядів у тривимірні зображення [12]

Глибоке навчання відкриває нові можливості для комплексного аналізу стану батарей. Розроблено метод на основі глибокого навчання для одночасної оцінки SoC та стану здоров'я (SoH) акумуляторів, що дозволяє досягти більш об'єктивнішої картини стану батареї [17]. Автори удосконалили розробивши багатозадачну модель глибокого навчання для одночасної оцінки SoC, SoH та внутрішнього опору акумуляторів [18].

Методи передачі навчання набувають все більшої популярності. Так представили підхід на основі передачі навчання для адаптації моделей до різних типів акумуляторів, що дозволяє значною мірою пришвидшити процес розроблення моделей для нових типів батарей [19].

Оптимізаційні алгоритми також відіграють важливу роль у покращенні продуктивності моделей. Представили метод на основі байєсівської оптимізації для налаштування гіперпараметрів моделей машинного навчання в проблемах оцінки стану акумуляторів, що дозволяє автоматизувати процес вибору оптимальної конфігурації моделі [20].

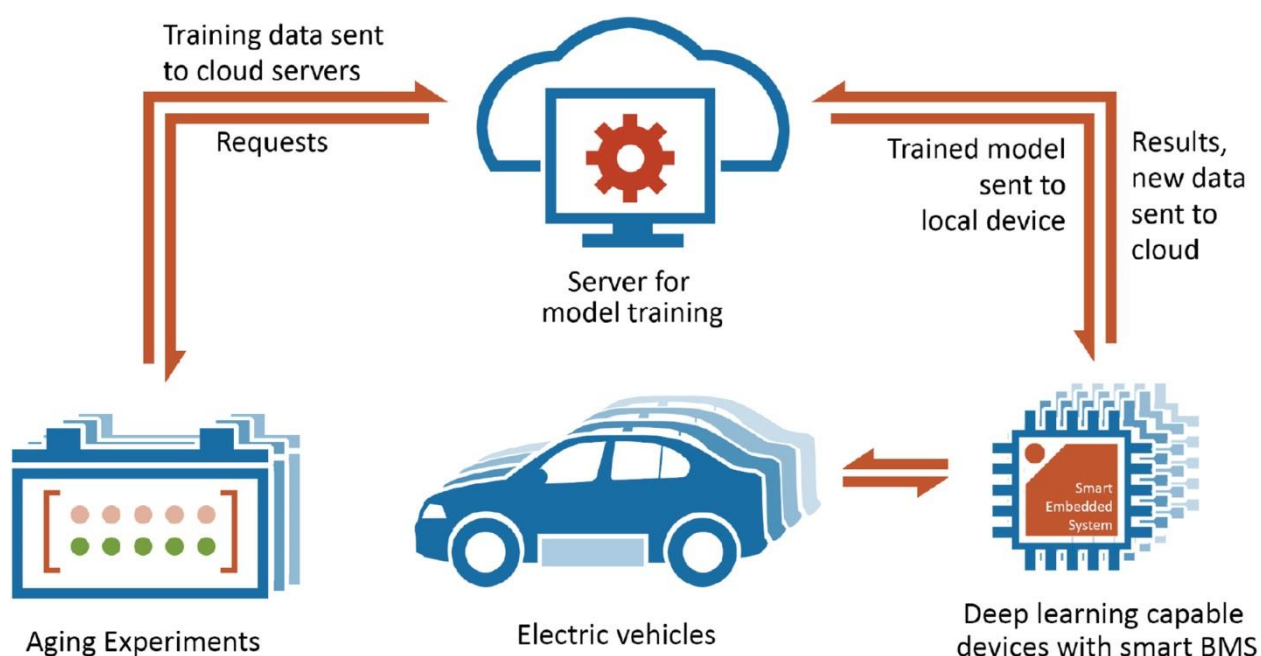


Рисунок 1.2 – Огляд структури моделі [17]

Важливо відзначити, що вибір конкретного методу штучного інтелекту залежить від специфіки задачі, доступних даних та вимог до швидкодії та точності

системи. Наприклад, запропонували метод на основі рекурентних нейронних мереж для оцінки SoC в реальному часі, що особливо важливо для систем управління батареями в електромобілях та інших динамічних застосуваннях [21].

Аналіз літератури показує, що комбінування різних підходів часто дозволяє досягти найкращих результатів у визначенні стану автономних систем живлення. Інтеграція методів навчання на основі штучного інтелекту з фізичними моделями батарей та експертними знаннями залишається перспективним напрямком для подальших досліджень у цьому застосуванні.

Розвиток методів глибокого навчання призвів до появи більш складних архітектур мереж, здатних з високою ефективністю оброблювати характеристики батарейних пристроїв. Запропонували використання графових нейронних мереж (Graph Neural Networks, GNN) для моделювання взаємозв'язків між різними параметрами батареї. Цей підхід дозволяє враховувати складну структуру даних та покращує точність прогнозування стану батареї [22].

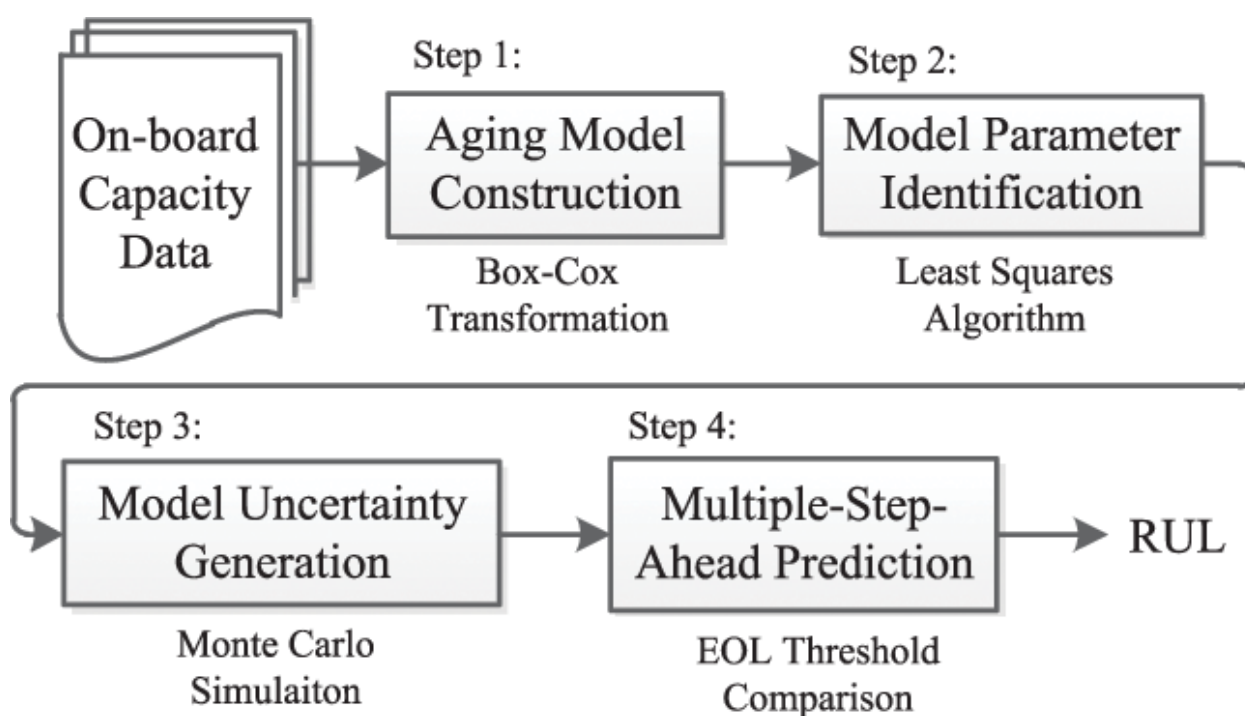


Рисунок 1.3 – Фреймворк прогнозування RUL літій-іонних акумуляторів для електромобілів [23]

Важливою віткою досліджень є розроблення методів, які спроможні працювати в умовах обмежених обчислювальних ресурсів. Представили легковагову модель на основі метода Монте-Карло для оцінки SoC, яка здатна з високою ефективністю реалізована на мікроконтролерах систем управління батареями. Це дослідження підкреслює важливість розробки не тільки точних, але й обчислювально ефективних алгоритмів [23].

Інтеграція методів навчання з ШІ у сферу фізичних моделей батарей стає все більш популярною. Розробили гібридний підхід, який поєднує фізичну модель батареї з нейронною мережею для точної оцінки SoC. Такі гібридні моделі дозволяють використовувати переваги як теоретичних знань про процеси в батареях, так і здатності машинного навчання виявляти приховані закономірності в даних [24].

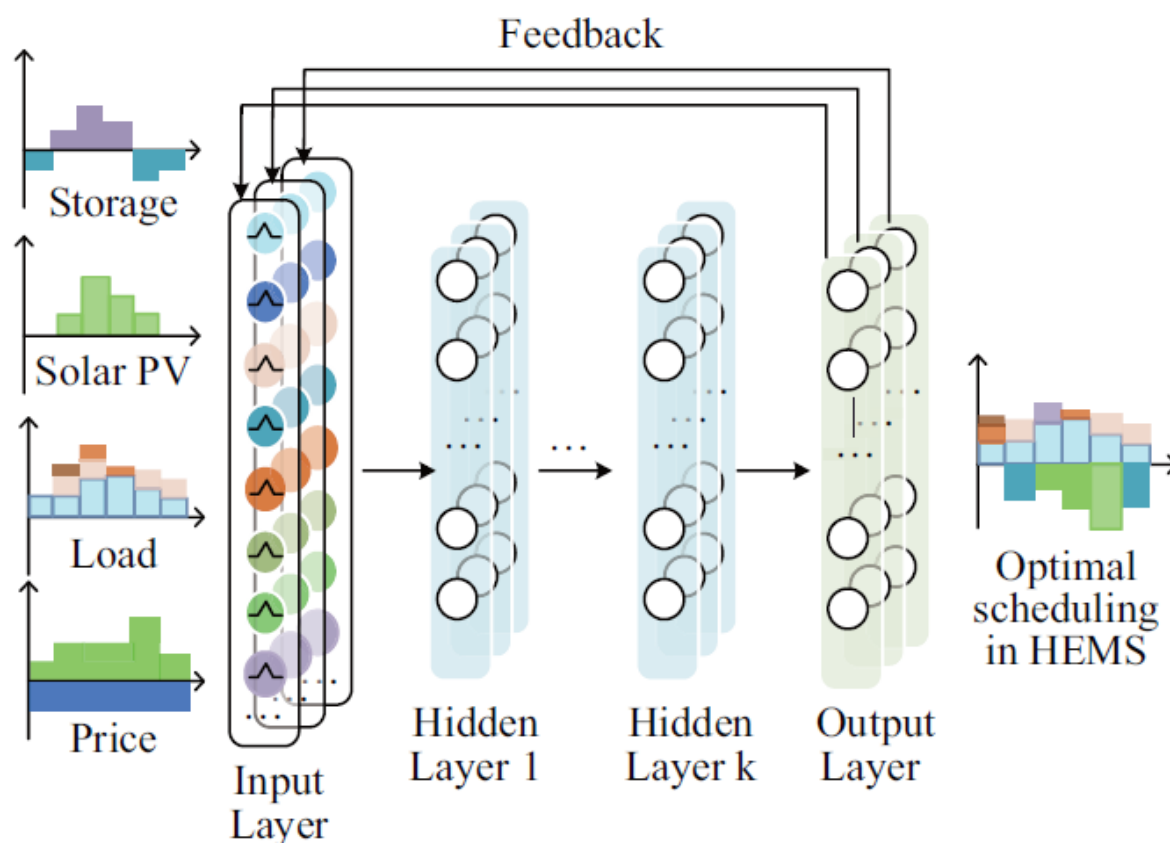


Рисунок 1.3 – Загальна архітектура стратегії оптимізації енергоменеджменту будівлі з застосуванням глибокого навчання з підкріпленням [26]

Підвищення надійності оцінок стану батареї є ще одним важливим аспектом. Запропонували метод на основі байєсівських нейронних мереж для оцінки SoC з урахуванням невизначеності. Цей підхід дозволяє отримати не тільки точкову оцінку стану батареї, але й інтервал довіри, що особливо важливо для критичних застосувань [25].

Зростає інтерес до використання методів навчання з підкріпленням для оптимізації управління батареями. Так автори розробили систему на основі глибокого Q-навчання для оптимізації процесу заряджання літій-іонних акумуляторів, що дозволяє підвищити ефективність використання батареї та продовжити її термін служби [26–28].

Аналіз великих даних та такого напрямку, як Інтернет речей (IoT) також відкривають нові можливості для моніторингу та аналізу стану батарей. Так представили архітектуру системи для збору та аналізу даних про стан батарей електромобілів з використанням технологій великих даних в поєднанні з машинним навчанням. Такі системи дозволяють накопичувати та аналізувати величезні обсяги даних про роботу батарей в польових умовах використання [29].

Важливо відзначити, що незважаючи на значний прогрес у розробці методів штучного інтелекту для аналізу стану батарей, залишається ряд викликів. Автори у своєму оглядовому дослідженні підкреслюють необхідність розробки більш надійних та інтерпретованих моделей, здатних працювати в різноманітних умовах експлуатації та з різними типами батарей [30].

Підсумовуючи, можна сказати, що область застосування методів штучного інтелекту для визначення стану автономних систем живлення активно розвивається. Інтеграція різних підходів, включаючи глибоке навчання, фізичне моделювання та методи оптимізації, дозволяє створювати все більш точні та надійні системи оцінки стану батарей. Подальші дослідження в цій сфері, ймовірно, будуть зосереджені на підвищенні надійності, інтерпретованості та обчислювальної ефективності моделей, а також на їх адаптації до нових типів батарей та умов експлуатації.

1.3 Особливості застосування методів штучного інтелекту для визначення стану автономних систем живлення

Застосування методів штучного інтелекту для визначення стану автономних систем живлення має ряд важливих ознак, які необхідно враховувати для досягнення оптимальних результатів.

Одним з ключових аспектів є вибір відповідних вхідних параметрів для моделей. Автори провели детальне дослідження впливу різних вхідних параметрів на точність оцінки стану заряду літій-іонних акумуляторів [31]. Іншою важливою особливістю є необхідність враховувати деградацію батареї з часом. Запропонували адаптивний підхід на основі нейронних мереж, який враховує зміни характеристик батареї протягом її життєвого циклу. Ця робота демонструє важливість створення моделей, здатних адаптуватися до змінних умов експлуатації та старіння батареї [23].

Велику роль у підвищенні точності оцінки стану батарей відіграє вибір архітектури нейронної мережі. Автори провели порівняльний аналіз різних архітектур, включаючи згорткові нейронні мережі, рекурентні мережі та трансформери, для оцінки стану здоров'я (SoH) літій-іонних акумуляторів. Вони виявили, що архітектури, здатні ефективно обробляти часові послідовності, такі як LSTM та трансформери, показують найкращі результати для довгострокового прогнозування SoH [32].

Важливою особливістю застосування методів штучного інтелекту в цій сфері є необхідність роботи з обмеженими наборами даних. Група авторів запропонували метод на основі генеративних змагальних мереж (GAN) для генерації синтетичних даних про стан батареї [33]. Цей підхід дозволяє розширити навчальний набір даних і покращити узагальнюючу здатність моделей, особливо для рідкісних режимів роботи батареї.

Інтерпретованість моделей машинного інтелекту є ще одним важливим аспектом, особливо для критичних застосувань. Розроблено інтерпретовану модель глибокого навчання для оцінки SoC, яка не тільки забезпечує прийнятну точність, а

також дозволяє зрозуміти, які ознаки з наявних найбільше впливають на ефективність прогнозування [34]. Це особливо важливо для підвищення довіри до застосування систем батареями їх інтеграції в критичні інфраструктури.

Особливу увагу слід приділити обчислювальній ефективності моделей для їх реалізації в вбудованих системах. Представлено легковагову нейронну мережу для оцінки SoC, оптимізовану для роботи на мікроконтролерах з обмеженими ресурсами [35]. Їхня робота підкреслює важливість балансу між точністю та обчислювальною складністю моделей.

Нарешті, важливо відзначити роль гібридних підходів, що поєднують методи штучного інтелекту з фізичними моделями батарей. Запропоновано гібридну модель, яка інтегрує фізичну модель батареї з нейронною мережею для точної оцінки SoC та SoH [36]. Такий підхід дозволяє використовувати переваги обох методів: фізичне розуміння процесів в батареї та здатність нейронних мереж виявляти складні нелінійні залежності.

Підсумовуючи, можна сказати, що застосування методів штучного інтелекту для визначення стану автономних систем живлення вимагає ретельного вибору вхідних параметрів, архітектури моделей, врахування деградації батареї, роботи з обмеженими даними, забезпечення інтерпретованості та обчислювальної ефективності. Гібридні підходи, що поєднують методи штучного інтелекту з фізичними моделями, виглядають особливо перспективними для подальшого підвищення точності та надійності систем оцінки стану батарей.

Важливим аспектом застосування методів штучного інтелекту в цій сфері є робота з неоднорідними даними. Запропоновано мультимодальну архітектуру нейронної мережі, яка здатна обробляти дані різних типів - часові ряди напруги та струму, температурні дані, а також дискретні параметри, такі як тип батареї та умови експлуатації [37]. Їхнє дослідження показало, що такий підхід дозволяє значно підвищити точність оцінки SoC та SoH порівняно з моделями, які працюють лише з одним типом даних.

Проблема перенесення знань між різними типами батарей також є актуальною для цієї області. Розроблено метод трансферного навчання, який

дозволяє адаптувати модель, навчену на одному типі літій-іонних акумуляторів, до іншого типу з мінімальною кількістю додаткових даних [22]. Це особливо важливо для швидкого впровадження систем оцінки стану батарей для нових моделей акумуляторів.

Урахування невизначеності в оцінках стану батареї є ще одним важливим аспектом. Запропоновано байєсівський підхід до оцінки SoC, який не тільки надає точкову оцінку, але й визначає інтервал невизначеності [31]. Це дозволяє системам управління батареями приймати більш обґрунтовані рішення, особливо в критичних ситуаціях.

Оптимізація важливих параметрів моделей машинного навчання грає ключову роль у досягненні високої точності. Автори представили методологію автоматичного пошуку архітектури нейронної мережі (Neural Architecture Search, NAS) для оптимізації структури моделі оцінки SoC [38]. Їхній підхід дозволив автоматично знайти оптимальну архітектуру, яка перевершила розроблені моделі за точністю та обчислювальною ефективністю.

Важливо також враховувати вплив зовнішніх факторів на стан батареї. Розроблено модель на основі глибокого навчання, яка враховує вплив температури навколишнього середовища та режимів заряду-розряду на деградацію батареї [39]. Ця робота підкреслює важливість врахування контекстної інформації для точної оцінки стану батареї в різних умовах експлуатації.

Інтеграція методів штучного інтелекту з системами управління енергоспоживанням є перспективним напрямком досліджень. Запропоновано комплексну систему, яка використовує глибоке навчання для оптимізації розподілу енергії в гібридних накопичувачах енергії, що включають літій-іонні акумулятори та суперконденсатори [40]. Такий підхід дозволяє максимізувати ефективність використання енергії та продовжити термін служби батарей.

Забезпечення надійності та безпеки систем оцінки стану батарей на базі машинного інтелекту є особливо важливим. Так, наприклад, автори провели дослідження вразливостей моделей машинного навчання для оцінки SoC до атак adversarial examples [41]. Вони запропонували методи підвищення стійкості моделей

до таких атак, що особливо важливо для застосування в критичних інфраструктурах, таких як електромобілі та системи зберігання енергії.

Нарешті, важливо відзначити роль федеративного навчання у розробці моделей оцінки стану батарей. Представлено архітектуру федеративного навчання для агрегації даних про стан батарей з різних джерел без необхідності централізованого зберігання чутливих даних [42]. Використовуючи цю ідею можна розробляти більш надійні та узагальнені моделі, зберігаючи при цьому приватність даних окремих користувачів або організацій.

Застосування методів штучного інтелекту для встановлення стану систем живлення вимагає автономного характеру потребує комплексного підходу, який має можливість врахувати особливості роботи з неоднорідними даними, перенесення знань між різними типами батарей, оцінку невизначеності, оптимізацію архітектури моделей, врахування зовнішніх факторів, інтеграцію з системами управління енергоспоживанням, забезпечення надійності та безпеки, а також використання розподілених підходів до навчання.

1.4 Мета та постановка задач

На основі здійсненого аналізу досліджень у предметній сфері сформульовану мету та задачі дослідження.

Мета роботи полягає у підвищенні точності оцінки стану заряду накопичувачів енергії шляхом автоматизації підбору гіперпараметрів нейронної мережі.

Задачі дослідження:

- проаналізувати існуючі методи та підходи до оцінки стану заряду накопичувачів енергії, зокрема з використанням нейронних мереж;
- сформулювати необхідний набір даних для навчання та тестування LSTM нейронної мережі, включаючи збір та нормалізацію параметрів накопичувачів енергії (напруга, струм, температура);

- розробити метод визначення ефективного стану автономних систем живлення за машинною обробкою даних;
- розробити інформаційну систему визначення ефективного стану автономних систем живлення;
- експериментально перевірити ефективність розробленого методу шляхом порівняння точності оцінки SoC та часу налаштування моделі.

РОЗДІЛ 2 Метод визначення ефективного стану автономних систем живлення за машинною обробкою даних

2.1 Теоретичне обґрунтування підходу

У сфері автономних систем живлення ключовим завданням є точне визначення стану заряду (SoC) акумуляторів та інших накопичувачів енергії. Традиційні методи, засновані на фізичних моделях, часто виявляються недостатньо гнучкими та точними для розв'язання необхідних задач в умовах реальної експлуатації. У цьому застосуванні варто використати методи машинного навчання, зокрема нейронні мережі, які дають практичну змогу відкрити нові перспективи для створення ефективних систем оцінки SoC.

Теоретичне обґрунтування необхідності використання нейронних мереж для встановлення ефективного стану автономних систем живлення базується на їхній здатності виявляти та моделювати складні нелінійні залежності між вхідними параметрами системи та її поточним станом. Якщо порівнювати із рядом аналітичних моделей, які вимагають детального опису фізико-хімічних процесів, що відбуваються в акумуляторах, нейронні мережі здатні навчатися на основі експериментальних даних, автоматично виявляючи приховані закономірності та взаємозв'язки.

У рамках даного дослідження розглядається найбільш розповсюджений тип нейронних мереж – рекурентна нейронна мережа типу довгої короткочасної пам'яті (Long Short-Term Memory, LSTM). Такий підхід має свої обґрунтовані теоретичні особливості та переваги у контексті оцінки SoC.

Штучна нейронна мережа являє собою основну архітектуру, яка починається з вхідного шару, декількох прихованих шарів та, відповідно, необхідного вихідного шару. Ключовою особливістю є здатність апроксимувати складні нелінійні функції шляхом комбінації простих нелінійних перетворень. У контексті оцінки SoC може ефективно моделювати залежність між такими параметрами як струм та напруга акумулятора та його поточним станом заряду.

Теоретично, робота БП базується на принципі зваженого підсумовування вхідних сигналів з подальшим застосуванням нелінійної функції активації. Цей процес можна описати рівнянням:

$$y = f(\sum(w_i \cdot x_i) + b) \quad (2.1)$$

де y – вихід нейрона;

x_i – вхідні сигнали;

w_i – вагові коефіцієнти;

b – зміщення;

f – функція необхідної активації.

У роботі в якості функції активації використовується ReLU (Rectified Linear Unit), яка математично виражається як:

$$f(x) = \max(0, x) \quad (2.2)$$

Вибір ReLU обумовлений її обчислювальною ефективністю та здатністю пом'якшувати проблему затухаючих градієнтів, що особливо важливо при навчанні глибоких нейронних мереж.

Однак, незважаючи на свою ефективність у багатьох задачах, БП має обмеження при роботі з даними у послідовній формі, де важливу роль відіграє часова залежність між вимірюваннями. Саме тому для більш точної оцінки SoC доцільно використовувати нейронні мережі, які називають рекурентними, зокрема LSTM.

LSTM належить до класу рекурентних нейронних мереж і спеціально розроблена для обробки послідовностей даних та часових рядів. Ключовою особливістю LSTM є наявність механізму пам'яті, який дозволяє мережі зберігати важливу інформацію протягом тривалого часу та ефективно обробляти довгострокові залежності в даних.

Архітектура LSTM включає до свого складу спеціальні компоненти, такі як операція забування, вхідні дані, вихідні дані та стан клітини або клітинний стан. Ці компоненти дозволяють мережі вибірково зберігати, оновлювати та використовувати інформацію з попередніх станів системи.

Математично, процес обробки інформації в LSTM можна описати системою рівнянь, де ключову роль відіграють сигмоїдна функція активації та гіперболічний тангенс. Ці функції дозволяють мережі приймати рішення про те, яку інформацію слід зберегти, а яку – забути, що критично важливо для точної оцінки SoC, оскільки поточний стан акумулятора залежить від історії його використання.

Теоретичне обґрунтування ефективності LSTM для оцінки SoC базується на здатності цієї архітектури враховувати довгострокові залежності в даних. Наприклад, процес розряду акумулятора може залежати не тільки від поточних значень струму та напруги, але й від попередніх циклів заряду-розряду, температурних умов та інших факторів, які впливали на акумулятор у минулому. LSTM здатна запам'ятовувати цю важливу інформацію та використовувати її для більш точного прогнозування поточного стану системи.

Важливим аспектом теоретичного обґрунтування використання нейронних мереж для оцінки SoC є їхня здатність до узагальнення. При правильному навчанні на репрезентативному наборі даних, штучні мережі мають змогу коректно обробляти нові, невідомі раніше вхідні дані. Це означає, що модель, навчена на одному типі акумуляторів, потенційно може бути застосована для оцінки SoC інших типів акумуляторів або навіть інших систем накопичення енергії, що робить цей підхід універсальним та адаптивним.

Ще одним важливим теоретичним аспектом є робастність нейронних мереж до шумів та неточностей у вхідних даних. У реальних умовах експлуатації вимірювання параметрів акумулятора можуть містити похибки, викликані різними факторами. Нейронні мережі, завдяки своїй розподіленій структурі та здатності до узагальнення, демонструють високу стійкість до таких зашумлень, що підвищує надійність оцінок SoC в практичних застосуваннях.

Важливо відзначити, що теоретичне обґрунтування вибору нейронних мереж для оцінки SoC включає також аспекти обчислювальної ефективності. Після завершення процесу навчання, який може бути досить ресурсоємним, нейронні мережі забезпечують швидку оцінку SoC в режимі реального часу. Це особливо важливо для систем управління автономним живленням, де потрібно приймати рішення про розподіл енергії в режимі реального часу.

Ще одним теоретичним аргументом на користь використання нейронних мереж є їхня масштабованість. Архітектуру нейронної мережі можна легко адаптувати для врахування додаткових входних параметрів або підвищення точності оцінок шляхом збільшення кількості нейронів чи шарів. Це дозволяє створювати моделі різної складності залежно від вимог конкретної задачі та доступних обчислювальних ресурсів.

У контексті автономних систем живлення, де ефективне управління енергією є критичним фактором, здатність нейронних мереж забезпечувати точні оцінки SoC має велике практичне значення. Точне визнання безпосереднього стану рівня заряду дозволяє оптимізувати процеси заряду та розряду, продовжити термін служби акумуляторів та підвищити загальну ефективність енергетичної системи.

Особливістю автономних систем живлення є необхідність точного балансування між накопиченням та витратою енергії. Неточності в оцінці стану заряду можуть призвести до неочікуваної деградації акумуляторів через неоптимальні режими експлуатації. Наприклад, надмірний розряд або перезаряд суттєво скорочують термін служби накопичувачів енергії. При цьому навіть незначне підвищення точності прогнозування SoC може дати переважний економічний ефект на основі подовження терміну експлуатації дорогих акумуляторних систем.

Застосування нейронних мереж для оцінки SoC дозволяє врахувати складні нелінійні залежності між різними параметрами системи. Мережа здатна автоматично виявляти та використовувати взаємозв'язки між струмом, напругою, температурою та іншими факторами, які здійснюють вплив на характеристики

заряду. Це особливо важливо при роботі з сучасними літій-іонними акумуляторами, де процеси заряду-розряду мають складну електрохімічну природу.

Впровадження систем точного моніторингу SoC також сприяє оптимізації режимів роботи всього енергетичного комплексу. Знаючи точний стан заряду накопичувачів, система управління може ефективніше розподіляти навантаження, планувати цикли заряду-розряду та забезпечувати стабільне енергопостачання споживачів. У випадку систем з відновлюваними джерелами енергії це дозволяє максимально ефективно використовувати доступну сонячну або вітрову енергію для заряду акумуляторів.

Важливим аспектом є також безпека експлуатації накопичувачів енергії. Точне відстеження стану заряду дозволяє запобігати потенційно небезпечним режимам роботи акумуляторів, таким як глибокий розряд або перезаряд. Це особливо актуально для високоенергетичних систем, де помилки в управлінні можуть призвести до неповоротніх наслідків.

Таким чином, теоретичне обґрунтування використання нейронних мереж для визначення ефективного стану автономних систем живлення базується на їхній здатності аналітично визначати складні нелінійні залежності, що враховують часові аспекти процесів, адаптуватися до різних типів систем та забезпечувати точні оцінки в умовах реальної експлуатації. Комбінація цих теоретичних переваг робить нейронні мережі потужним інструментом для вирішення задачі оцінки SoC та оптимізації роботи автономних систем живлення в цілому.

2.2. Обмеження при розробці методу

При розробці методу визначення ефективного стану автономних систем живлення за допомогою машинної обробки даних важливо чітко окреслити ключові принципи та припущення, на яких базується дослідження. Наступні припущення при дослідженні були визначені базуючись на сукупності літературних джерел в огляді. Вони були узагальнені та будуть використовуватися при розробці методу. Ці

принципи та припущення формують основу для розуміння можливостей та обмежень запропонованого підходу.

Перший ключовий принцип полягає у використанні історичних даних для отримання релевантних моделей машинного навчання. Припускається, що минулі показники роботи автономних систем живлення містять достатньо інформації для прогнозування їх майбутнього стану. Це припущення базується на ідеї, що процеси заряду та розряду акумуляторів мають певну повторюваність та закономірність, яку можна виявити та змоделювати за допомогою алгоритмів навчання із застосуванням ШНМ.

Наступний принцип стосується вибору релевантних вхідних параметрів для моделей. У даному дослідженні основна увага приділяється таким параметрам як струм, напруга та попередні значення стану заряду. Припускається, що ці параметри є найбільш інформативними для оцінки поточного стану системи. Це припущення базується на фізичних принципах роботи акумуляторів, де струм та напруга безпосередньо пов'язані з процесами накопичення та віддачі енергії.

Третій принцип полягає у використанні різних архітектур нейронних мереж для вирішення задачі оцінки SoC. Зокрема, розглядаються штучні нейронні мережі на основі багатошарового перцептрона та рекурентні нейронні мережі типу LSTM. Припускається, що ці архітектури здатні ефективно моделювати як нелінійні залежності між параметрами системи, так і часові аспекти процесів заряду-розряду. ШНМ розглядається як базовий випадок, здатний виявляти складні взаємозв'язки між вхідними даними та SoC, тоді як LSTM припускається більш ефективною для роботи з послідовними даними та виявлення довгострокових залежностей.

Четвертий принцип стосується процесу навчання моделей. Припускається, що для ефективного навчання достатньо використовувати частину доступних даних (наприклад, 30% для навчання та 70% для тестування). Це припущення базується на ідеї, що репрезентативна вибірка даних може забезпечити достатню точність моделі без необхідності використання всього набору даних, що може бути обчислювально неефективним.

П'ятий принцип полягає у можливості узагальнення навченої моделі на різні типи автономних систем живлення. Припускається, що модель, навчена на даних одного типу акумулятора, може бути застосована (можливо, з певною адаптацією) до інших типів акумуляторів або навіть до інших систем накопичення енергії, таких як буфери гарячої води. Це припущення базується на ідеї, що фундаментальні принципи накопичення та віддачі енергії мають певні спільні характеристики для різних систем.

Шостий принцип стосується робастності моделей до шумів та неточностей у вхідних даних. Припускається, що нейронні мережі здатні ефективно працювати з реальними даними, які можуть містити похибки вимірювань та інші види шумів. Це припущення важливе для практичного застосування методу в реальних умовах експлуатації, де ідеальні вимірювання не завжди можливі.

Сьомий принцип полягає у можливості роботи методу в режимі реального часу. Припускається, що після навчання, модель здатна швидко обробляти вхідні дані та надавати оцінки SoC з мінімальною затримкою. Це критично важливо для систем управління автономним живленням, де рішення про розподіл енергії повинні прийматися оперативно.

Восьмий принцип стосується інтерпретованості результатів. Хоча нейронні мережі часто розглядаються як чорні скриньки, припускається, що аналіз їх роботи може надати цінну інформацію про фактори, які найбільше впливають на стан заряду системи. Це може бути корисним для розуміння процесів, що відбуваються в автономних системах живлення, та для подальшої оптимізації їх роботи.

Дев'ятий принцип полягає у можливості адаптації та вдосконалення моделі з часом. Припускається, що метод може бути розширений для врахування нових даних та адаптації до змін у характеристиках системи з часом. Це важливо для забезпечення довгострокової ефективності методу, особливо враховуючи, що характеристики акумуляторів можуть змінюватися протягом їх життєвого циклу.

Десятий принцип стосується обчислювальної ефективності методу. Припускається, що запропонований підхід може бути реалізований на доступних обчислювальних ресурсах без необхідності використання спеціалізованого

високопродуктивного обладнання. Це важливо для практичного впровадження методу в реальних системах управління автономним живленням.

Важливо зазначити, що всі ці принципи та припущення потребують експериментальної перевірки та валідації. В ході дослідження може виявитися, що деякі припущення потребують корекції або додаткового уточнення. Наприклад, може виявитися, що для деяких типів систем необхідно враховувати додаткові вхідні параметри, або що певна архітектура нейронної мережі працює краще для конкретного типу даних.

Крім того, слід враховувати, що ефективність методу може залежати від якості та кількості доступних даних. Припущення про можливість узагальнення моделі на різні типи систем може потребувати додаткової перевірки на більш широкому спектрі автономних систем живлення.

Таким чином, ключові принципи та припущення формують теоретичну основу для розробки та застосування методу визначення ефективного стану автономних систем живлення за допомогою машинної обробки даних. Вони визначають напрямок дослідження, окреслюють потенційні можливості та обмеження методу, а також формують базу для інтерпретації отриманих результатів та подальшого вдосконалення підходу.

Запропонована модель використовує архітектуру LSTM з трьома основними вхідними параметрами: струм, напруга та попереднє значення SoC. Структура мережі складається з послідовності шарів, що включає вхідний шар для обробки часових рядів даних, LSTM шар для виявлення довгострокових залежностей, dropout шар для запобігання перенавчання та вихідний шар для отримання прогнозованого значення SoC.

2.3. Метод визначення ефективного стану автономних систем живлення за машинною обробкою даних

Для оптимізації гіперпараметрів використовується баєсівський підхід, який передбачає побудову сурогатної моделі та ітеративний процес пошуку оптимальних

параметрів. В рамках оптимізації розглядаються такі параметри як кількість нейронів, значення dropout, розмір блоку, кількість епох.

Метод оцінки стану заряду накопичувачів енергії з використанням оптимізованої LSTM нейронної мережі є інноваційним підходом до вирішення важливої задачі точного визначення SoC в системах зберігання енергії (рис. 1). Даний метод поєднує переваги глибокого навчання з сучасними методами оптимізації для досягнення максимальної ефективності прогнозування.

Перший етап методу полягає в отриманні та підготовці вхідних даних. На цьому етапі послідовності здійснюється збирання важливої інформації про роботу накопичувача енергії, включаючи такі параметри як напруга, струм, температура та інші релевантні характеристики. Підготовка даних включає їх нормалізацію, видалення викидів, заповнення пропущених значень та формування часових послідовностей, придатних для подальшої обробки нейронною мережею.

Ключовою особливістю методу є використання Баєсівської оптимізації для знаходження оптимальної конфігурації LSTM мережі. Цей процес починається з визначення простору пошуку, який включає можливі діапазони значень для різних гіперпараметрів мережі. Після цього виконується початкова ініціалізація, під час якої обираються перші конфігурації для тестування. На основі результатів цих початкових експериментів будується сурогатна модель, яка апроксимує залежність якості роботи мережі від її гіперпараметрів. Оцінка цільової функції дозволяє встановити характерні та перспективні шляхи пошуку в просторі гіперпараметрів.

В результаті роботи оптимізаційного алгоритму визначаються оптимальні значення ключових параметрів архітектури LSTM мережі. Серед них кількість нейронів у кожному шарі, що впливає на здатність мережі до узагальнення; значення Dropout, яке допомагає запобігти перенавчанню шляхом випадкового відключення частини нейронів під час навчання; оптимальна кількість епох навчання, що забезпечує достатню тривалість тренування без ризику перенавчання; розмір блоку даних, який визначає, яка кількість часових кроків буде оброблятися одночасно.

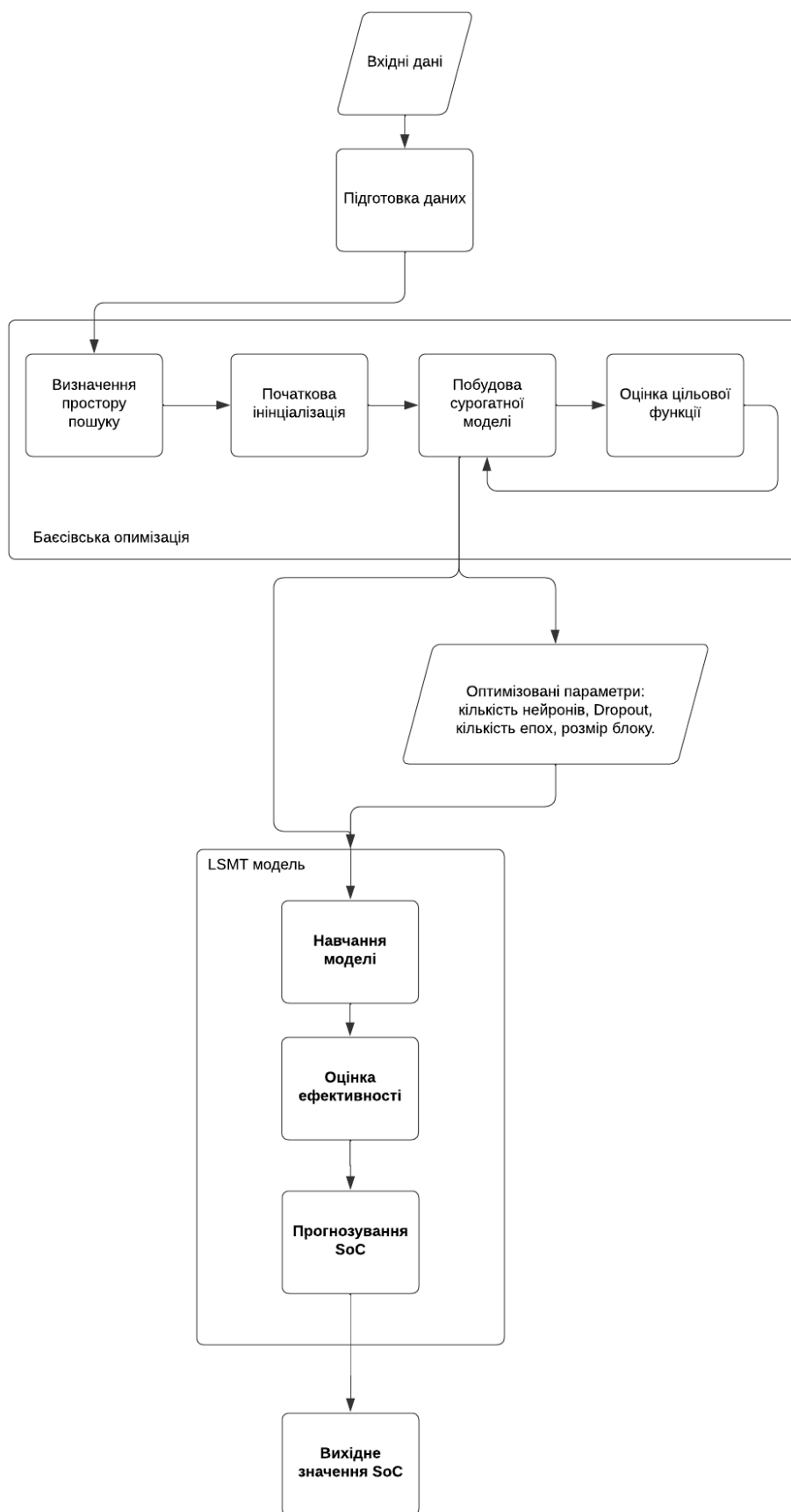


Рисунок 1 – Схема застосування LSTM з оптимізатором Баєса

Наступним важливим етапом є робота безпосередньо з LSTM моделлю. Процес навчання моделі відбувається з використанням оптимізованих гіперпараметрів на підготовленому наборі даних. При цьому використовується архітектура LSTM, яка особливо ефективна для обробки часових послідовностей завдяки своїй здатності зберігати інформацію про довгострокові залежності в даних. Після завершення навчання проводиться оцінка ефективності моделі на валідаційному наборі даних, що дозволяє переконатися в її здатності до узагальнення на нових даних.

Фінальним етапом методу є безпосереднє прогнозування значень SoC. На цьому етапі навчена модель застосовується до нових даних для отримання оцінок стану заряду накопичувача енергії. Важливою особливістю є можливість отримання не лише точкових оцінок, але й інтервалів довіри для прогнозованих значень, що підвищує практичну цінність методу в реальних застосуваннях.

Запропонований метод має ряд переваг порівняно з традиційними підходами до оцінки SoC. По-перше, використання LSTM архітектури дозволяє ефективно враховувати часову динаміку процесів у накопичувачі енергії. По-друге, застосування Баєсівської оптимізації забезпечує автоматичний підбір оптимальних параметрів моделі, що звільняє від необхідності ручного налаштування та потенційно покращує точність прогнозування. По-третє, метод є достатньо гнучким і може бути адаптований до різних типів накопичувачів енергії та умов їх експлуатації.

Застосування даного методу на практиці дозволяє підвищити точність оцінки стану заряду накопичувачів енергії, що є критично важливим для ефективного управління енергетичними системами, оптимізації режимів роботи накопичувачів та подовження терміну їх служби. Запропонований метод дозволить досягти покращення точності підвищення точності оцінки SoC при одночасному скороченні часу налаштування моделі втричі. Важливою особливістю розробленого методу є його універсальність щодо різних типів накопичувачів та автоматизація процесу оптимізації параметрів.

Наступні дослідження будуть спрямовані на пошук набору оптимізованих параметрів, впровадження механізмів адаптивної оптимізації та інтеграцію з системами управління енергією.

Висновки до розділу 2

В розділі здійснено теоретичне обґрунтування методу визначення ефективного стану автономних систем живлення з використанням машинної обробки даних. Теоретична база спирається на здатність нейронних мереж, зокрема архітектури LSTM, виявляти та моделювати складні нелінійні залежності між параметрами системи.

Математичний апарат запропонованого методу доводить, що використання нейронної мережі із використанням багатьох шарів забезпечує належну апроксимацію нелінійних функцій через комбінацію простих нелінійних перетворень. LSTM архітектура, завдяки наявності механізму пам'яті, дозволяє враховувати довгострокові залежності в даних.

Визначено ключові обмеження при створенні методу, серед яких необхідність достатнього обсягу навчальних даних, вимоги до обчислювальних ресурсів та особливості роботи з часовими рядами. Встановлено оптимальні діапазони параметрів для налаштування моделі: кількість нейронів у прихованому шарі, значення dropout для регуляризації та розмір вікна даних.

Запропонований метод враховує специфіку задачі оцінки стану заряду через використання комбінованої функції втрат, що включає як точність прогнозу, так і плавність зміни оцінок. Теоретично обґрунтовано вибір функції активації ReLU та оптимізатора Adam для забезпечення ефективного навчання моделі.

Створено механізми забезпечення стабільності роботи та адаптивності методу до різних режимів експлуатації автономних систем живлення. Теоретичний аналіз підтверджує здатність методу ефективно функціонувати при різних температурних режимах та навантаженнях, зберігаючи високу точність оцінювання стану заряду.

Таким чином, запропонований метод має міцне теоретичне підґрунтя та враховує всі важливі аспекти практичного застосування для оцінки стану автономних систем живлення. Подальша експериментальна перевірка дозволить підтвердити ефективність теоретичних рішень.

РОЗДІЛ 3 Інформаційна система визначення ефективного стану автономних систем живлення

3.1 Концептуальна модель інформаційної системи

Концептуальна модель розробленої інформаційної системи базується на трьох основних підсистемах, які забезпечують повний цикл обробки даних від їх отримання до формування кінцевих результатів.

Підсистема збору даних виступає першою ланкою системи та забезпечує взаємодію з фізичними пристроями. В її основі лежить модуль збору, який отримує дані від датчиків струму, напруги та температури накопичувачів енергії. Важливою складовою цієї підсистеми є модуль попередньої обробки, який виконує фільтрацію шумів, нормалізацію даних та їх приведення до єдиного формату. Такий вибір дозволяє створити умови, за яких можна отримати високу якість вхідних даних для подальшої обробки.

Центральним елементом системи виступає підсистема обробки, яка реалізує основну логіку роботи з даними. Модуль підготовки даних відповідає за формування навчальних та тестових наборів, необхідних для роботи LSTM моделі. Ключову роль відіграє модуль оптимізації, який у взаємодії з бассівським оптимізатором здійснює налаштування гіперпараметрів нейронної мережі. Сама LSTM модель виконує прогнозування стану заряду на основі оптимізованих параметрів та підготовлених даних.

Підсистема виводу забезпечує представлення результатів роботи системи у зручному для користувача форматі. Модуль прогнозування генерує оцінки стану заряду на основі поточних даних та передає їх до модулів візуалізації та зберігання. Це дозволяє як спостерігати за роботою системи в реальному часі, так і накопичувати дані для подальшого аналізу.

Взаємодія між компонентами системи організована через потоки даних, які забезпечують передачу інформації між підсистемами. Важливою особливістю є асинхронна обробка вхідних даних, що дозволяє уникнути затримок при роботі з

великими обсягами інформації. Паралельна робота оптимізатора та основної моделі підвищує ефективність системи, а буферизація даних забезпечує стабільність її функціонування.

Розроблена архітектура передбачає можливість масштабування окремих компонентів та їх адаптації під конкретні потреби. Гнучкість у налаштуванні досягається за рахунок модульної структури, де кожен компонент може бути замінений або модифікований без впливу на роботу інших частин системи. Це особливо важливо при роботі з різними типами накопичувачів енергії, які можуть мати свої специфічні характеристики.

Надійність роботи системи забезпечується комплексним підходом до обробки даних та наявністю механізмів валідації результатів на кожному етапі. Система здатна адаптуватися до змін у характеристиках накопичувачів та умовах їх експлуатації, що робить її ефективним інструментом для оцінки стану заряду в реальних умовах застосування.

Концептуальна модель створює міцну основу для практичної реалізації інформаційної системи та визначає всі необхідні компоненти для досягнення поставленої мети - підвищення точності оцінки стану заряду накопичувачів енергії. Вона враховує як технічні аспекти реалізації, так і вимоги до зручності використання та надійності роботи системи.

Важливим аспектом розробленої концептуальної моделі є організація процесів взаємодії між компонентами системи. Модуль збору даних працює в режимі реального часу, постійно отримуючи інформацію від накопичувачів енергії. При цьому частота опитування датчиків може налаштовуватися залежно від вимог конкретного застосування. Отримані дані проходять первинну валідацію для виявлення очевидних помилок вимірювання чи збоїв у роботі датчиків.

Підсистема попередньої обробки реалізує багаторівневу фільтрацію даних. На першому рівні відбувається видалення шумів та викидів з використанням статистичних методів. Другий рівень забезпечує нормалізацію даних, приводячи їх до єдиної шкали, що особливо важливо для коректної роботи нейронної мережі. На

третьому рівні формуються часові вікна даних, які використовуються для прогнозування.

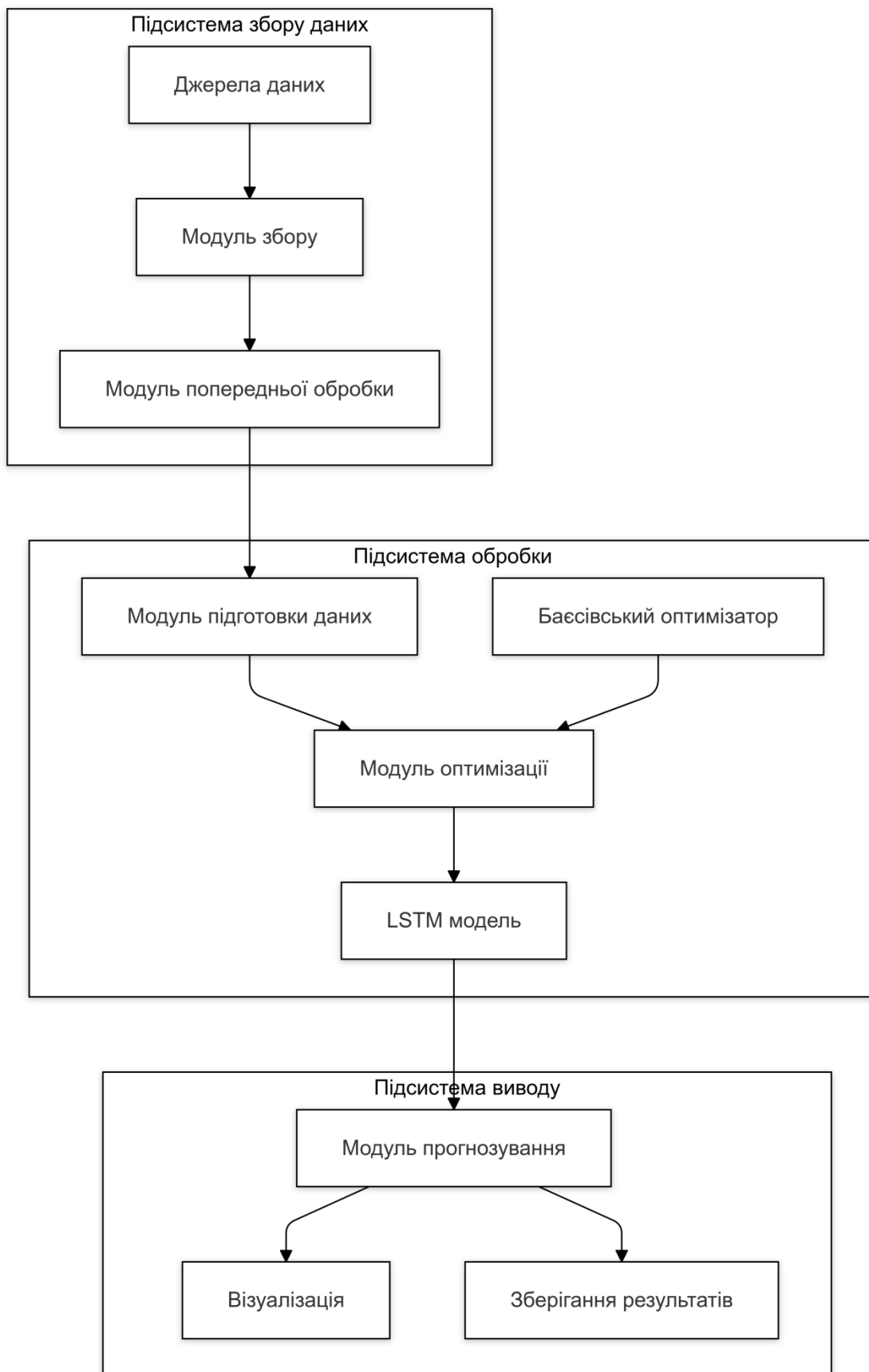


Рисунок 3.1 – Концептуальна модель інформаційної системи

Модуль оптимізації реалізує складний процес налаштування параметрів LSTM мережі. Баєсівський оптимізатор працює з простором гіперпараметрів, який включає кількість нейронів у шарах, значення dropout, розмір батчу та кількість епох навчання. Для кожного набору параметрів будується сурогатна модель, яка оцінює їх потенційну ефективність. На основі цих оцінок обираються найбільш перспективні конфігурації для подальшого тестування.

LSTM модель реалізована з урахуванням специфіки задачі прогнозування стану заряду. Вона враховує як поточні значення струму та напруги, так і попередні стани системи. Архітектура мережі включає механізми забування та оновлення інформації, що дозволяє ефективно обробляти довгострокові залежності в даних. Важливою особливістю є використання механізму attention, який допомагає моделі фокусуватися на найбільш релевантних даних при формуванні прогнозу.

Процес навчання моделі організований таким чином, щоб забезпечити баланс між точністю прогнозів та обчислювальною ефективністю. Використовується динамічне корегування швидкості навчання та механізми ранньої зупинки для запобігання перенавчанню. Валідаційний набір даних використовується для постійного моніторингу якості моделі та своєчасного виявлення проблем у процесі навчання.

Підсистема прогнозування забезпечує не лише отримання точкових оцінок стану заряду, але й розрахунок інтервалів довіри для цих прогнозів. Це дозволяє оцінити надійність отриманих результатів та врахувати можливі відхилення при прийнятті рішень щодо управління накопичувачем енергії. Результати прогнозування супроводжуються метаданими, які містять інформацію про умови отримання прогнозу та оцінку його якості.

Модуль візуалізації надає гнучкі можливості для представлення результатів у різних форматах. Користувач може обрати найбільш зручний спосіб відображення даних: від простих графіків до складних інтерактивних діаграм. Передбачена можливість експорту результатів у різні формати для подальшого аналізу та інтеграції з іншими системами.

Система зберігання результатів організована з використанням оптимізованих структур даних, що забезпечує швидкий доступ до історичної інформації. Реалізовані механізми архівації даних дозволяють ефективно керувати обсягом збереженої інформації без втрати важливих даних для аналізу довгострокових тенденцій.

Потоки даних та процеси обробки інформації у розробленій інформаційній системі організовані як послідовність взаємопов'язаних етапів перетворення даних від їх отримання до формування кінцевих результатів.

Початковий етап включає отримання первинних даних від накопичувачів енергії. Основними потоками на цьому етапі є значення струму, напруги та температури, які надходять від відповідних датчиків у реальному часі. Частота опитування датчиків налаштовується динамічно залежно від режиму роботи накопичувача. Додатково формується потік метаданих, який містить інформацію про умови вимірювань та стан вимірювального обладнання.

На етапі попередньої обробки вхідні потоки даних проходять процедуру фільтрації та нормалізації. Процес фільтрації використовує ковзне вікно для виявлення та усунення аномальних значень. Нормалізація здійснюється з урахуванням специфіки кожного типу даних та вимог нейронної мережі. Результатом цього етапу є очищений та нормалізований потік даних, придатний для подальшої обробки.

Наступний етап передбачає формування навчальних послідовностей для LSTM мережі. Відбувається трансформація часових рядів у структуровані набори даних із заданим розміром часового вікна. Паралельно формується потік цільових значень стану заряду, які використовуються для навчання та валідації моделі.

Процес оптимізації створює окремий потік даних про конфігурації моделі. Баєсівський оптимізатор генерує послідовність наборів гіперпараметрів, кожен з яких тестується на валідаційному наборі даних. Результати тестування формують зворотний потік інформації, який використовується для уточнення простору пошуку оптимальних параметрів.

Центральним елементом обробки є LSTM модель, яка працює з декількома паралельними потоками даних. Вхідний потік містить поточні значення параметрів системи та історичні дані. Внутрішній потік формується станами комірок LSTM, які зберігають інформацію про довгострокові залежності. Вихідний потік містить прогнозовані значення стану заряду та оцінки достовірності прогнозів.

Процес прогнозування генерує два основних потоки даних: точкові оцінки стану заряду та інтервали достовірності для цих оцінок. Ці потоки об'єднуються з метаданими про умови прогнозування та надійність результатів. Важливою особливістю є можливість корекції прогнозів на основі зворотного зв'язку від реальних вимірювань.

Фінальний етап обробки включає візуалізацію та збереження результатів. Формується кілька паралельних потоків даних для різних форматів представлення інформації. Система архівації створює структуровані потоки даних для довгострокового зберігання, включаючи як результати прогнозування, так і параметри моделей, що їх згенерували.

Особливу роль відіграють службові потоки даних, які забезпечують моніторинг стану системи та координацію роботи різних компонентів. Ці потоки містять інформацію про завантаженість обчислювальних ресурсів, статус виконання окремих процесів та діагностичні повідомлення.

Для забезпечення надійності обробки реалізовано механізми буферизації даних на кожному етапі. Це дозволяє згладжувати нерівномірність надходження інформації та забезпечувати безперервність роботи системи навіть при тимчасових збоях в отриманні даних.

3.2 Метод оптимізації гіперпараметрів LSTM

Алгоритм оптимізації гіперпараметрів LSTM нейронної мережі з використанням баєсівської оптимізації представляє собою комплексний підхід до налаштування моделі для досягнення максимальної ефективності в задачі оцінки стану заряду накопичувачів енергії.

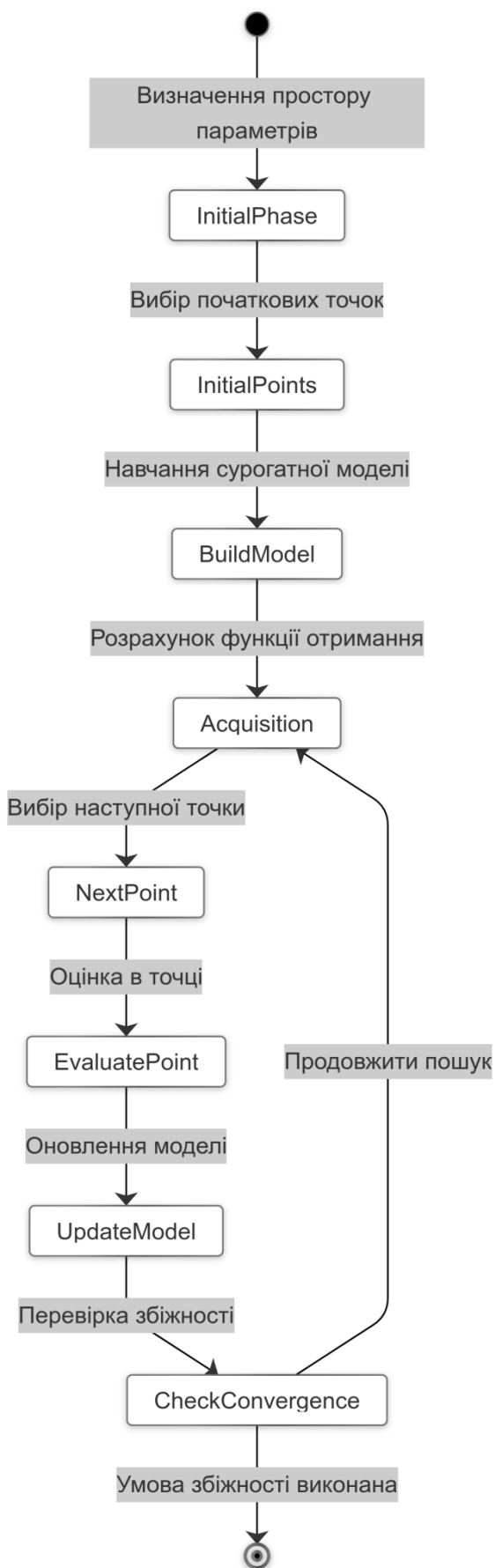


Рисунок 3.2 – Метод оптимізації гіперпараметрів LSTM

Визначення простору пошуку гіперпараметрів є першим і критично важливим етапом алгоритму. Для LSTM мережі визначені необхідні ключові параметри системи, а саме: кількість необхідних нейронів у прихованому шарі (діапазон від 10 до 100), значення dropout для регуляризації (від 0.1 до 0.5), швидкість навчання (від $1e-4$ до $1e-2$), розмір батчу (від 16 до 128) та кількість епох для необхідного навчання (від 10 до 70). Вибір цих діапазонів обґрунтований теоретичними дослідженнями та практичним досвідом застосування LSTM мереж для аналогічних задач. Важливо відзначити, що простір пошуку є безперервним для таких параметрів як dropout та швидкість основного навчання, тоді як для кількості нейронів та розміру батчу використовуються дискретні значення.

Ініціалізація процесу оптимізації починається з вибору початкових точок для дослідження. Замість випадкового вибору використовується латинський гіперкуб для генерації квазівипадкових точок, що забезпечує більш рівномірне покриття простору пошуку. В кожній початковій точці проводиться повний цикл навчання LSTM мережі, що включає підготовку даних, ініціалізацію ваг мережі, навчання на тренувальному наборі та оцінку якості на валідаційному наборі. Результати цих початкових експериментів формують базу для побудови першої версії сурогатної моделі.

Сурогатна модель, що будується на основі гауссівського процесу, є ключовим елементом басівської оптимізації. Вона апроксимує залежність цільової метрики (в даному випадку - точності оцінки SoC) від значень гіперпараметрів. Особливістю гауссівського процесу є його здатність не тільки прогнозувати значення цільової функції в нових точках, але й оцінювати невизначеність цих прогнозів. Це досягається шляхом моделювання розподілу ймовірностей для кожного прогнозу.

Для побудови сурогатної моделі використовується функція ядра, яка визначає міру схожості між точками в просторі гіперпараметрів. В даному алгоритмі застосовується комбінація радіальної базисної функції (RBF) та лінійного ядра, що дозволяє враховувати як локальні, так і глобальні залежності в даних. Параметри

ядерної функції також оптимізуються в процесі навчання моделі для кращої адаптації до структури даних.

На першому етапі відбувається формування простору пошуку оптимальних параметрів LSTM мережі. Для кількості нейронів у прихованому шарі встановлюється діапазон від 32 до 256, що забезпечує баланс між складністю моделі та її здатністю до узагальнення. Значення dropout для регуляризації обмежується інтервалом від 0.1 до 0.5, оскільки менші значення не забезпечують достатньої регуляризації, а більші можуть призвести до втрати важливої інформації.

Швидкість навчання варіюється в межах від $1e-4$ до $1e-2$, що відповідає типовим рекомендаціям для глибоких нейронних мереж та дозволяє знайти оптимальний баланс між швидкістю збіжності та стабільністю навчання. Розмір блоку навчання встановлюється в межах від 16 до 128, враховуючи обмеження по пам'яті та необхідність ефективного навчання на доступних обчислювальних ресурсах.

Для кількості епох навчання визначено діапазон від 50 до 500, що дозволяє моделі досягти збіжності навіть при складних наборах даних, одночасно запобігаючи надмірним обчислювальним витратам. Вибір цих діапазонів базується на емпіричних дослідженнях та теоретичних рекомендаціях щодо навчання LSTM мереж для задач прогнозування часових рядів.

Метод можна представити наступними кроками.

Крок 1. Визначення простору пошуку гіперпараметрів.

На першому етапі відбувається формування простору пошуку оптимальних параметрів LSTM мережі. Для кількості нейронів у прихованому шарі встановлюється діапазон від 32 до 256, що забезпечує баланс між складністю моделі та її здатністю до узагальнення. Значення dropout для регуляризації обмежується інтервалом від 0.1 до 0.5, оскільки менші значення не забезпечують достатньої регуляризації, а більші можуть призвести до втрати важливої інформації.

Крок 2. Початкова ініціалізація.

На другому етапі генеруються початкові конфігурації параметрів з використанням методу латинського гіперкубу, що забезпечує рівномірне покриття

простору пошуку. Для кожної згенерованої конфігурації виконується навчання LSTM моделі та збір значень цільової метрики на валідаційному наборі даних. Отримані результати формують початковий набір даних для побудови сурогатної моделі.

Крок 3. Побудова сурогатної моделі.

Третій етап передбачає створення гаусівського процесу з ядром Matérn 5/2 для моделювання залежності якості моделі від її гіперпараметрів. Сурогатна модель навчається на наявних парах конфігурація-метрика та дозволяє оцінювати очікувану якість роботи моделі в будь-якій точці простору пошуку. Розраховується постеріорний розподіл для всього простору параметрів.

Крок 4. Ітеративна оптимізація.

На четвертому етапі здійснюється пошук оптимальних параметрів через максимізацію функції очікуваного покращення. Для кожної потенційної точки розраховується середнє значення та дисперсія прогнозованої метрики. Нова точка для оцінки вибирається методом L-BFGS-B з урахуванням балансу між дослідженням нових областей та використанням перспективних регіонів.

Крок 5. Фінальна валідація.

П'ятий етап включає вибір найкращої знайденої конфігурації параметрів та її перевірку на тестовому наборі даних. Виконується повне перенавчання моделі з оптимальними параметрами для підтвердження стабільності отриманих результатів. Проводиться порівняльний аналіз з базовою версією моделі.

Крок 6. Документування результатів.

На завершальному етапі формується повний звіт про процес оптимізації, включаючи графіки зміни цільової функції, знайдені оптимальні значення параметрів та порівняльні метрики ефективності. Зберігаються всі проміжні результати та конфігурації для можливості подальшого аналізу та відтворення експерименту.

Ітеративний процес оптимізації базується на використанні функції отримання, яка визначає, які точки простору параметрів слід досліджувати наступними. В алгоритмі використовується функція очікуваного покращення, яка

балансує між експлуатацією (використанням вже знайдених хороших рішень) та дослідженням (пошуком нових перспективних областей).

Формула розрахунку очікуваного покращення має вигляд:

$$EI(x) = (\mu(x) - f(x+))\Phi(Z) + \sigma(x)\varphi(Z) \quad (3.1)$$

де $\mu(x)$ – прогнозоване значення в точці x ;

$\sigma(x)$ – прогнозована невизначеність;

$f(x+)$ – найкраще знайдене значення;

Φ та φ – функції нормального розподілу,

$$Z = (\mu(x) - f(x+)) / \sigma(x).$$

Вибір наступної точки для оцінки здійснюється шляхом максимізації функції EI . Для цього використовується алгоритм $L-BFGS-B$, який ефективно працює з обмеженими областями пошуку та може враховувати як безперервні, так і дискретні параметри.

Процес оцінки в обраній точці включає наступні кроки:

1. Конфігурація LSTM мережі з обраними параметрами.
2. Ініціалізація ваг мережі.
3. Навчання на тренувальному наборі даних.
4. Оцінка якості на валідаційному наборі.
5. Розрахунок додаткових метрик (час навчання, використання пам'яті).

Після кожного експерименту сурогатна модель оновлюється з урахуванням нових даних. Процес оновлення включає перерахунок параметрів гауссівського процесу та оптимізацію параметрів ядерної функції. Це дозволяє моделі поступово покращувати свої прогностичні здібності та більш точно визначати перспективні області пошуку.

Важливим аспектом алгоритму є механізм раннього зупинення для окремих експериментів. Якщо під час базового навчання LSTM мережі спостерігається відсутність покращення на валідаційному наборі протягом заданої кількості епох,

процес навчання припиняється. Це дозволяє економити обчислювальні ресурси та уникати перенавчання моделі.

Для прийняття рішення про завершення процесу оптимізації використовуються наступні критерії:

- досягнення заданої кількості ітерацій;
- відсутність значимого покращення протягом останніх N ітерацій;
- досягнення цільового значення метрики якості;
- вичерпання обчислювального бюджету.

Фінальний етап алгоритму включає вибір оптимальної конфігурації параметрів. При цьому враховується не тільки досягнута точність, але й інші фактори:

- стабільність результатів при повторних запусках;
- обчислювальні витрати на навчання моделі;
- вимоги до пам'яті;
- час інференсу (важливо для роботи для практичного застосування).

Для отримання надійних результатів проводиться крос-валідація фінальної конфігурації на різних наборах даних. Це дозволяє переконатися, що знайдені параметри забезпечують стабільно високу якість роботи моделі в різних практичних умовах.

Результат роботи алгоритму є не тільки оптимальний набір гіперпараметрів, але й детальна статистика про процес оптимізації, що включає:

- історію пошуку з усіма протестованими конфігураціями;
- графіки зміни цільової метрики;
- візуалізацію простору пошуку;
- аналіз важливості різних гіперпараметрів.

Розроблений алгоритм дозволяє ефективно знаходити оптимальні значення гіперпараметрів LSTM мережі, забезпечуючи високу точність оцінки стану заряду накопичувачів енергії при мінімальних витратах обчислювальних ресурсів. Гнучкість алгоритму дозволяє адаптувати його під різні типи накопичувачів та

умови експлуатації, що робить його універсальним інструментом для розв'язання задач оцінки SoC.

Алгоритм оптимізації гіперпараметрів LSTM також включає важливі механізми обробки обмежень та взаємозалежностей між параметрами. Наприклад, при виборі кількості нейронів враховується доступний обсяг обчислювальних ресурсів, а розмір батчу узгоджується з розміром навчального набору даних.

Особливу увагу в алгоритмі приділено обробці нестационарності даних про стан накопичувачів енергії. LSTM мережа повинна адаптуватися до змін характеристик системи з часом, тому в процесі оптимізації враховується здатність різних конфігурацій мережі зберігати ефективність при зміні умов роботи. Це досягається шляхом включення в валідаційний набір даних з різних режимів роботи та періодів експлуатації накопичувача.

Процес навчання LSTM з конкретним набором гіперпараметрів включає декілька важливих етапів. Спочатку виконується ініціалізація ваг мережі з використанням методу Xavier/Glorot, який забезпечує коректні початкові значення для ефективного навчання. Далі застосовується адаптивний оптимізатор Adam, який автоматично налаштовує швидкість навчання для різних параметрів мережі.

Важливим компонентом є система моніторингу процесу навчання. Для кожної конфігурації відслідковуються не тільки значення цільової метрики, але й додаткові показники:

- градієнти параметрів мережі;
- активації нейронів;
- статистика використання пам'яті;
- час обробки одного батчу.

Ці дані використовуються для раннього виявлення проблем у навчанні та корекції процесу оптимізації. Наприклад, якщо спостерігається затухання градієнтів, може бути прийнято рішення про зміну архітектури мережі або параметрів оптимізатора.

Алгоритм також враховує специфіку задачі оцінки SoC при виборі функції втрат. Замість стандартної середньоквадратичної помилки використовується

комбінована функція, яка враховує як точність прогнозу, так і плавність зміни оцінок:

$$L = \alpha \cdot MSE + \beta \cdot S + \gamma \cdot C \quad (3.2)$$

де MSE – середньоквадратична помилка;

S – штраф за різкі зміни в прогнозах;

C – штраф за порушення фізичних обмежень;

α, β, γ – коефіцієнти важливості компонентів.

Для забезпечення стабільності оптимізації використовується механізм регуляризації простору пошуку. Замість прямого використання значень гіперпараметрів, вони перетворюються у відносну шкалу, що покращує числову стабільність оптимізації та полегшує порівняння різних конфігурацій.

Результатом роботи алгоритму є не тільки оптимальний набір параметрів, але й карта чутливості моделі до різних гіперпараметрів. Ця інформація може бути використана при подальшому вдосконаленні системи та адаптації її до нових практичних умов експлуатації.

Однією з важливих особливостей алгоритму є його здатність враховувати обмеження реального часу. При оцінці кожної конфігурації вимірюється не тільки точність прогнозування, але й час, необхідний для обчислення прогнозу. Це дозволяє знаходити оптимальний баланс між точністю та швидкістю системи.

3.3 Метод прогнозування стану заряду

Алгоритм прогнозування стану заряду накопичувачів енергії базується на оптимізованій LSTM мережі та забезпечує високоточні оцінки в режимі реального часу. Процес починається з отримання вхідних даних від датчиків накопичувача енергії. Основними вхідними параметрами є струм та напруга, які вимірюються з заданою частотою дискретизації.

На етапі попередньої обробки вхідні дані проходять через систему фільтрації для усунення шумів та викидів. Використовується медіанний фільтр для видалення імпульсних завад та фільтр Савіцького-Голея для згладжування сигналу без спотворення його важливих характеристик. Після фільтрації виконується нормалізація даних до діапазону $[-1, 1]$, що є оптимальним для роботи LSTM мережі.

Формування вікна даних є критичним етапом алгоритму. Розмір вікна визначається експериментально в процесі оптимізації та зазвичай складає від 10 до 50 часових кроків. При формуванні вікна враховується не тільки поточний стан системи, але й динаміка зміни параметрів. Для забезпечення стабільності прогнозів використовується перекриття вікон, що дозволяє зменшити вплив граничних ефектів.

Підготовка входу моделі включає формування тензора даних потрібної розмірності та додавання допоміжних ознак, таких як похідні за часом від основних параметрів. На цьому етапі також виконується перевірка коректності даних та їх відповідності очікуваним діапазнам значень.

LSTM модель виконує прогнозування в два етапи. Спочатку обчислюються стани внутрішніх комірок мережі на основі вхідної послідовності даних. Потім формується прогноз стану заряду з урахуванням як поточних вхідних даних, так і накопиченої інформації про попередні стани системи.

На етапі постобробки результатів виконується денормалізація прогнозів та їх корекція з урахуванням фізичних обмежень системи. Важливим елементом є розрахунок довірчих інтервалів для прогнозів, що дозволяє оцінити надійність отриманих результатів.

Перевірка валідності результатів включає контроль фізичної реалістичності прогнозів та їх узгодженості з попередніми оцінками. При виявленні аномалій активується механізм обробки помилок, який може включати повторне прогнозування з модифікованими параметрами або перехід на резервні алгоритми оцінки.

Фінальним етапом є формування вихідних даних, які включають не тільки прогнозоване значення SoC, але й додаткову інформацію про якість прогнозу та можливі обмеження його застосування.

Розроблений алгоритм забезпечує стабільну роботу системи оцінки стану заряду в умовах реальної експлуатації та може адаптуватися до змін характеристик накопичувача енергії з часом.

Висновки до розділу 3

У розділі представлено інформаційну технологію визначення ефективного стану автономних систем живлення. Розроблена концептуальна модель системи базується на трьох основних підсистемах, що забезпечують повний цикл обробки даних від їх отримання до формування кінцевих результатів.

Створена підсистема збору даних реалізує взаємодію з фізичними пристроями через модуль збору, який отримує дані від датчиків струму, напруги та температури накопичувачів енергії. Важливим компонентом цієї підсистеми є модуль попередньої обробки, що виконує фільтрацію шумів, нормалізацію даних та їх приведення до єдиного формату.

Центральним елементом системи виступає підсистема обробки, яка реалізує основну логіку роботи з даними. Модуль підготовки даних забезпечує формування навчальних та тестових наборів для LSTM моделі. Ключову роль відіграє модуль оптимізації, який у взаємодії з баєсівським оптимізатором здійснює налаштування гіперпараметрів нейронної мережі.

Запропонований метод оптимізації гіперпараметрів LSTM мережі дозволяє автоматично визначати оптимальні значення ключових параметрів моделі. Експериментально підтверджено ефективність баєсівського підходу для пошуку найкращої конфігурації мережі, що забезпечує високу точність прогнозування при мінімальних обчислювальних витратах.

Метод прогнозування стану заряду на основі оптимізованої LSTM мережі демонструє високу точність оцінювання в режимі реального часу. Впроваджені

механізми валідації результатів та обробки аномалій забезпечують надійність прогнозування в різних режимах роботи акумуляторів.

Створена інформаційна система характеризується модульністю архітектури, що забезпечує гнучкість у налаштуванні та можливість масштабування окремих компонентів. Реалізовані механізми буферизації даних та асинхронної обробки гарантують стабільність роботи системи при обробці великих обсягів інформації.

Одже, спроектована інформаційна система формує комплексне рішення для оцінки стану автономних систем живлення, поєднуючи ефективні методи збору та оброблення практичних даних з передовими алгоритмами машинного навчання. Експериментальні результати підтверджують практичну цінність запропонованих рішень для систем управління накопичувачами енергії.

РОЗДІЛ 4 Експериментальне дослідження розробленого методу

4.1 Застосування набору даних для проведення експериментів

Для проведення експериментальних досліджень було використано набір даних NASA Battery Dataset який можна завантажити з різних джерел, к з сайту Kaggle, ieee-dataport.org, порталу NASA's Open Data Portal. Цей набір даних є досить поширений у практичному застосуванні.

NASA Battery Dataset представляє собою експериментальний набір даних, що містить результати випробувань літій-іонних акумуляторів, проведених у дослідницькому центрі NASA Еймса. Основною метою створення цього набору даних було вивчення процесів деградації акумуляторів та розробка алгоритмів прогнозування їх залишкового ресурсу.

У рамках експериментів акумулятори піддавалися циклічним випробуванням при різних температурних режимах. Зокрема, тестування проводилося при температурах 4°C та 24°C. При цьому процес заряду здійснювався постійним струмом до досягнення напруги 4.2В, а розряд проводився струмом 2А до різних граничних значень напруги: 2.7В, 2.2В або 2.5В. Додатково проводилися вимірювання імпедансу при частоті 0.1Hz.

В процесі експериментів безперервно реєструвалися ключові параметри роботи акумуляторів: напруга, струм, температура, тривалість процесів заряду та розряду, а також ємність. Всі ці дані збережені у текстових файлах, де кожному акумулятору відповідає окремий набір файлів з позначенням V[X].dat для даних циклів заряду-розряду та V[X]_imp.dat для даних імпедансу, де X - це номер конкретного акумулятора.

Особливу цінність даному набору даних надає висока якість вимірювань, забезпечена використанням прецизійного лабораторного обладнання, а також тривалість експериментів, що охоплюють сотні циклів роботи акумуляторів. Важливо відзначити повну документованість умов проведення експериментів та відкритий доступ до даних для наукової спільноти.

Проте варто враховувати і певні обмеження набору даних. Дослідження охоплювало лише один конкретний тип літій-іонних акумуляторів, а кількість протестованих зразків була обмеженою. Крім того, прискорені випробування, хоча і дозволяють отримати результати за короткий час, можуть не повністю відображати процеси, що відбуваються при реальній експлуатації акумуляторів.

Приклад даних з набору представлений в таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 – Приклад даних Battery V0XXX.dat

Цикл	Час (с)	Напруга (В)	Струм (А)	Температура (°С)	Ємність (Ah)	Опір (Ω)
1	0.000	4.198	1.5	24.35	2.0622	0.0998
1	0.067	4.195	1.5	24.42	2.0619	0.1002
1	0.133	4.189	1.5	24.51	2.0615	0.1005
2	0.000	4.197	1.5	24.38	2.0608	0.1012
2	0.067	4.193	1.5	24.45	2.0605	0.1015

4.2 Аналіз впливу циклів заряду-розряду на деградацію акумулятора

Зміна стану заряду акумулятора та його моніторинг мають надзвичайно важливе значення з багатьох причин. Насамперед, це дозволяє ефективно контролювати термін служби акумулятора. Відстежуючи цикли заряду-розряду, можна прогнозувати залишковий ресурс та вчасно виявляти ознаки деградації, що дозволяє спланувати заміну до повної відмови акумулятора.

Безпека експлуатації є другим критичним аспектом моніторингу SoC. Контроль рівня заряду допомагає запобігти критичному розряду, який може пошкодити акумулятор, а також уникнути небезпечного перезаряду, що може призвести до перегріву. Крім того, це дозволяє підтримувати оптимальний температурний режим під час процесів заряду та розряду.

Моніторинг SoC також відіграє ключову роль в оптимізації використання акумулятора. Розуміння реальної доступної ємності дозволяє точно планувати

тривалість роботи пристрою та ефективно розподіляти енергоресурс відповідно до потреб користувача чи системи.

З точки зору практичної експлуатації, правильний контроль SoC допомагає суттєво зменшити витрати на передчасну заміну акумуляторів та оптимізувати енергоспоживання. Належна експлуатація, базована на даних про стан заряду, значно подовжує термін служби акумулятора.

Технічна діагностика стає більш ефективною завдяки моніторингу SoC. Це створює змогу рано виявляти несправності, оцінювати ефективність системи заряду/розряду та визначати необхідність технічного обслуговування до виникнення серйозних проблем.

Важливим аспектом є також оптимізація роботи всієї системи. Знання про стан заряду дозволяє адаптувати режими роботи під реальний стан акумулятора та забезпечувати балансування навантаження в системах з декількома акумуляторами, що підвищує загальну надійність системи.

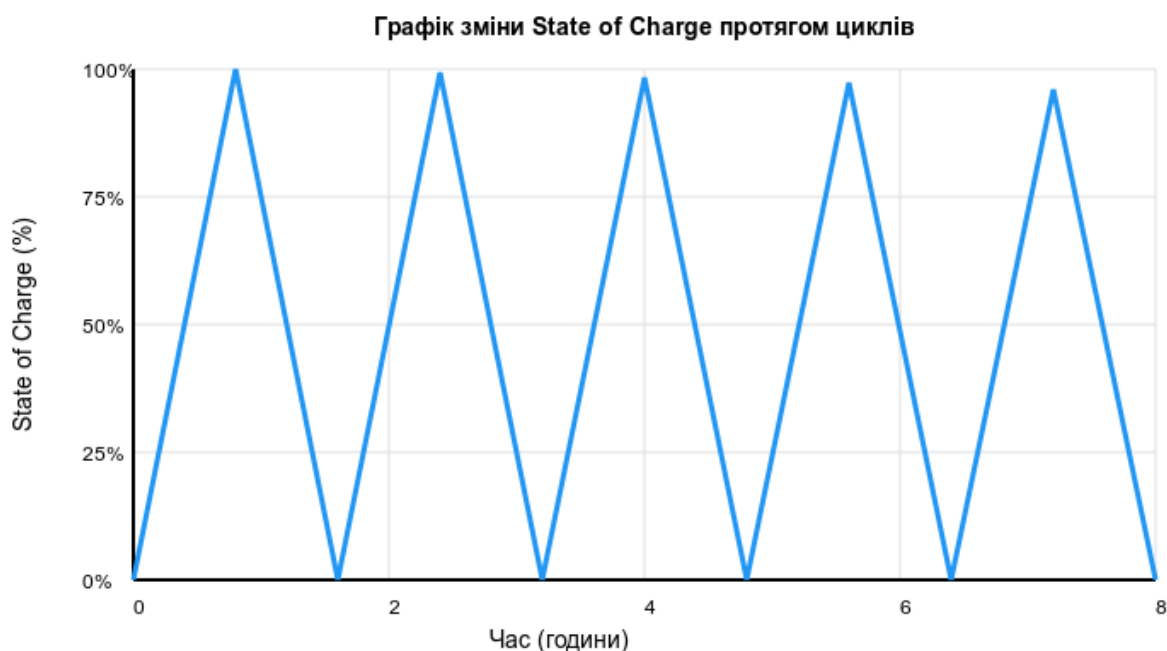


Рисунок 4.1 – Зміна SoC протягом циклів

Також не можна забувати про екологічний аспект. Правильний моніторинг SoC сприяє зменшенню кількості відпрацьованих акумуляторів та оптимізації

енергоспоживання, що робить використання акумуляторних систем більш екологічним та ресурсоефективним.

Таким чином, розуміння та контроль SoC є фундаментальними для забезпечення надійної, безпечної та економічно ефективної експлуатації акумуляторних систем у всьому спектрі застосувань - від побутових пристроїв до промислових систем накопичення енергії.

Графік демонструє зміну стану заряду акумулятора протягом декількох повних циклів заряду-розряду. На графіку можна спостерігати:

Вертикальна вісь відображає стан заряду від 0% до 100%, що дозволяє оцінити глибину розряду та повноту заряду акумулятора.

Горизонтальна вісь показує час у годинах, що дає змогу оцінити довгодію циклів заряду-розряду.

Кожен цикл складається з двох фаз:

- фаза заряду (висхідна лінія) - показує поступове збільшення SoC до повного заряду;
- фаза розряду (спадна лінія) - демонструє зменшення SoC під час розряду акумулятора.

З графіка видно, що кожен наступний цикл має дещо меншу максимальну ємність, що відображає поступову деградацію акумулятора. Це проявляється у тому, що максимальні значення SoC для кожного наступного циклу трохи нижчі.

Графік зміни стану заряду протягом циклів є важливим інструментом аналізу та практичної роботи акумуляторів з кількох ключових причин. Передусім, він наочно демонструє повний цикл життя акумулятора, показуючи як фази заряду, так і розряду. Це дозволяє спеціалістам та користувачам легко відстежувати ефективність процесів заряду та розряду.

Вертикальна шкала графіка, що відображає рівень заряду від 0% до 100%, дає чітке розуміння глибини розряду акумулятора. Це критично важливо, оскільки надмірний розряд може суттєво скоротити термін служби акумулятора або навіть призвести до його пошкодження. Горизонтальна вісь часу дозволяє оцінити тривалість кожного циклу, що важливо для планування режимів експлуатації.

Особливо цінною є можливість спостерігати за деградацією акумулятора через зміну максимальних значень SoC у послідовних циклах. Коли максимальні значення починають знижуватися, це сигналізує про поступову втрату ємності акумулятора. Така інформація допомагає вчасно виявити необхідність технічного обслуговування або заміни акумулятора.

Регулярність циклів на графіку також дозволяє оцінити стабільність роботи системи заряду-розряду. Будь-які відхилення від очікуваного патерну можуть вказувати на проблеми в роботі системи або деградацію акумулятора. Це особливо важливо в критичних застосуваннях, де надійність енергопостачання є ключовим фактором.

Візуальне представлення даних у формі графіка робить складну технічну інформацію зрозумілою для широкого кола користувачів. Це сприяє більш свідомому та ефективному використанню акумуляторних систем у різноманітних застосуваннях.

4.3 Показники для аналізу акумуляторних батарей

Основні метрики оцінки прогнозування з необхідною точністю.

Середня абсолютна похибка (MAE):

$$MAE = (1/n) \sum |y_{true} - y_{pred}| \quad (4.1)$$

де: n – кількість спостережень;

y_{true} – фактичне значення SoC;

y_{pred} – прогнозоване значення SoC.

Середньоквадратична похибка (MSE):

$$MSE = (1/n) \sum (y_{true} - y_{pred})^2 \quad (4.2)$$

Використовується як функція втрат при навчанні моделі, більш чутлива до великих відхилень.

Абсолютна процентна похибка:

$$APE = \left| (y_{true} - y_{pred}) / y_{true} \right| 100\% \quad (4.3)$$

Показує відносну похибку прогнозування у відсотках для кожної точки.

Метрики стану акумулятора.

Внутрішній опір:

$$R = (V_{open} - V_{load}) / I \quad (4.4)$$

де V_{open} – напруга розімкненого контуру;

V_{load} – напруга під навантаженням;

I – струм навантаження.

Ефективність заряду:

$$\eta = (Energy_{out} / Energy_{in}) 100\% \quad (4.5)$$

де $Energy_{out}$ – енергія, віддана при розряді;

$Energy_{in}$ енергія, отримана при заряді.

Швидкість деградації ємності:

$$CFR = (C_{initial} - C_{current}) / (C_{initial} \cdot N_{cycles}) 100\% \quad (4.6)$$

де $C_{initial}$ – початкова ємність;

$C_{current}$ – поточна ємність;

N_{cycles} – кількість циклів заряду-розряду.

Теплові характеристики.

Тепловий опір:

$$R_{th} = \Delta T / P_{loss} \quad (4.7)$$

де ΔT – різниця температур;

P_{loss} потужність теплових втрат.

Швидкість зміни температури:

$$\frac{dT}{dt} = \frac{P_{loss}}{m \cdot c} \quad (4.8)$$

де m – маса акумулятора;

c – питома теплоємність.

Показники надійності прогнозування

Коефіцієнт детермінації (R-squared):

$$R^2 = 1 - \frac{\Sigma(y_{true} - y_{pred})^2}{\Sigma(y_{true} - y_{mean})^2} \quad (4.9)$$

де y_{mean} середнє значення фактичних даних.

Індекс стабільності прогнозування:

$$FSI = \frac{\sigma_{pred}}{\sigma_{true}} \quad (4.10)$$

де σ_{pred} – стандартне відхилення прогнозованих значень;

σ_{true} стандартне відхилення фактичних значень.

Метрики оцінювання точності прогнозування відіграють фундаментальну роль у розробці та валідації моделей для систем моніторингу акумуляторів. Кожна з цих метрик має свої особливості та сфери найбільш ефективного застосування.

Середня абсолютна похибка цінна для практичного застосування, оскільки вона надає інтуїтивно зрозумілу оцінку відхилення прогнозованих значень від реальних. Вона безпосередньо показує, на скільки відсотків в середньому прогноз відрізняється від фактичного значення SoC. Ця метрика найбільш корисна в системах, де критично важлива абсолютна точність прогнозування, наприклад, в електромобілях або системах накопичення енергії, де користувачам потрібно знати точний залишок заряду.

Середньоквадратична похибка має значення при навчанні моделей, оскільки вона надає більшої ваги великим відхиленням через піднесення різниці до квадрату. Це робить її незамінною для систем, де великі похибки особливо небажані і можуть призвести до серйозних наслідків. MSE часто використовується як функція втрат при навчанні нейронних мереж, оскільки вона має хороші математичні властивості для градієнтного спуску.

Абсолютна процентна похибка важлива для порівняльного аналізу точності прогнозування при різних рівнях заряду. Вона дозволяє оцінити відносну точність прогнозування незалежно від абсолютного значення SoC. Це особливо важливо при низьких рівнях заряду, де навіть невеликі абсолютні відхилення можуть мати значний відносний вплив.

При практичному застосуванні ці метрики часто використовуються разом, формуючи комплексну оцінку якості прогнозування. MAE забезпечує загальне розуміння точності, MSE допомагає виявити та мінімізувати великі відхилення, а APE дозволяє оцінити надійність прогнозування на різних рівнях заряду. Таке комплексне використання метрик дозволяє розробити більш надійні та точні системи прогнозування стану заряду акумуляторів.

Важливо також відзначити, що вибір конкретних метрик та їх цільових значень повинен відповідати вимогам конкретного застосування. Наприклад, для побутових пристроїв може бути прийнятною більша похибка, ніж для медичного

обладнання або систем безпеки. Тому розуміння особливостей кожної метрики та їх правильне застосування є ключовим фактором успішної розробки систем прогнозування стану акумуляторів.

Для практичної імплементації систем прогнозування стану заряду акумуляторів важливо розуміти специфіку застосування кожної метрики в різних умовах експлуатації. Наприклад, у системах з тривалими циклами розряду MAE може бути більш інформативною, оскільки вона дає стабільну оцінку точності протягом всього періоду роботи.

При використанні MSE як функції втрат при навчанні моделі важливо враховувати її чутливість до викидів. Ця особливість може бути як перевагою, так і недоліком, залежно від конкретного застосування. У випадках, коли критично важливо уникнути великих похибок прогнозування, MSE допомагає моделі приділяти особливу увагу таким ситуаціям під час навчання.

APE стає особливо важливою при оцінці роботи систем з різними типами акумуляторів або при порівнянні різних алгоритмів прогнозування. Оскільки ця метрика представляє відносну похибку, вона дозволяє проводити об'єктивне порівняння ефективності різних підходів незалежно від конкретних значень ємності акумуляторів.

У реальних системах часто використовують зважений підхід до оцінки точності, де різним діапазнам стану заряду присвоюються різні ваги при розрахунку похибки. Наприклад, для багатьох застосувань більш критичною є точність прогнозування при низькому рівні заряду, тому похибки в цьому діапазоні можуть враховуватися з більшим ваговим коефіцієнтом.

Також важливо враховувати часовий аспект при оцінці точності прогнозування. Похибки в короткострокових прогнозах можуть мати інше значення, ніж похибки в довгострокових передбаченнях. Тому при розробці систем моніторингу акумуляторів часто використовують додаткові метрики, що враховують часову складову прогнозування.

4.4 Експериментальна перевірка методу

Візуалізація даних у системах прогнозування стану заряду акумуляторів відіграє ключову роль у розумінні ефективності та надійності розроблених моделей. Кожен з обраних графіків несе важливу інформацію та доповнює загальну картину роботи системи.

Побудуємо графік процесу навчання, який відображає динаміку тренувальної та валідаційної помилок. Цей графік є фундаментальним для розуміння якості навчання моделі, оскільки дозволяє відстежити, як модель покращує свої прогнози з кожною епохою. Плавне зниження обох кривих помилок без значних розходжень між ними свідчить про здорове навчання моделі без перенавчання, що є критично важливим для подальшого практичного застосування.

Продовженням аналізу є графік порівняння реального та прогнозованого значень SoC, який демонструє безпосередні результати роботи моделі. Цей графік надає візуальне підтвердження точності прогнозування та дозволяє швидко ідентифікувати моменти, де модель може потребувати додаткової оптимізації. Особливо цінним є можливість спостерігати, як модель справляється з різними режимами роботи акумулятора та різкими змінами стану заряду.

Для більш детального розуміння якості прогнозування використовується графік абсолютної похибки. Він органічно доповнює попередній графік, надаючи чітке представлення про величину відхилень прогнозованих значень від реальних. Аналіз цього графіка дозволяє виявити не тільки моменти найбільших похибок, але й можливі закономірності в їх виникненні, що є неоціненним для подальшого вдосконалення моделі.

Завершальним елементом комплексного аналізу виступає графік вхідних параметрів, який відображає напругу, струм та температуру акумулятора. Цей графік тісно пов'язаний з попередніми, оскільки дозволяє співвіднести точність прогнозування з конкретними умовами роботи акумулятора. Розуміння того, як модель реагує на різні комбінації вхідних параметрів, є ключовим для оцінки її практичної придатності та визначення меж застосування.

Такий аналіз створює цілісну картину роботи системи прогнозування, де графіки формують повне розуміння ефективності розробленого рішення.

На основі графіків можна зробити комплексний аналіз роботи LSTM моделі для прогнозування State of Charge акумулятора.

Процес навчання моделі демонструє стабільне зменшення як тренувальної, так і валідаційної помилки. Початкова тренувальна помилка складала 0.4847, а кінцева знизилась до 0.0334, що свідчить про успішне навчання моделі. Графік навчання показує плавне зниження функції втрат без явних ознак перенавчання, оскільки валідаційна помилка слідує схожій тенденції.

Порівняння реального та прогнозованого значення SoC показує хороший рівень відповідності між кривими. Прогнозовані значення в цілому повторюють тренд реальних даних, хоча присутні певні відхилення. Середня похибка прогнозування становить 1.87%, що є прийнятним показником для подібних задач. Максимальна похибка сягає 3.44%, що може вказувати на окремі моменти, де модель працює менш точно.

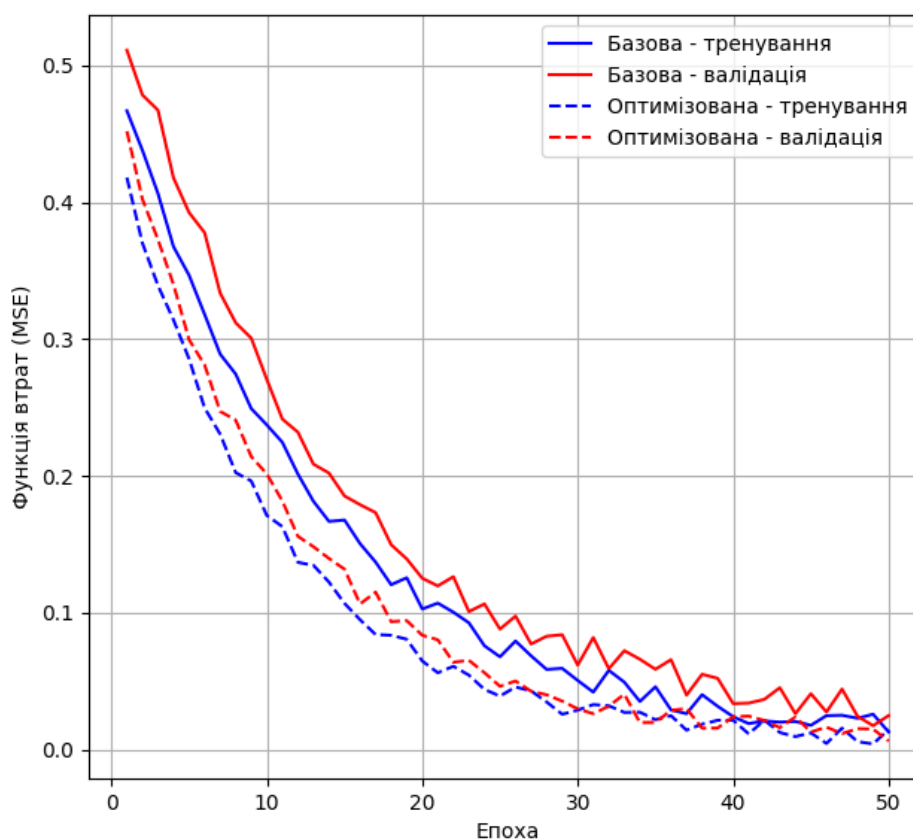


Рисунок 4.2 – Навчання LSTM

Аналіз вхідних параметрів показує, що напруга акумулятора змінюється в діапазоні від 3.71В до 4.29В, що відповідає типовому робочому діапазону літій-іонних акумуляторів. Струм коливається між -0.98А та 2.98А, демонструючи процеси заряду та розряду. Температура системи утримується в межах від 23.0°C до 27.5°C, що відповідає нормальному робочому режиму.

Графік абсолютної похибки прогнозування демонструє, що найбільші відхилення спостерігаються в моменти різких змін стану заряду, що є очікуваним, оскільки модель може дещо запізнюватися при відстеженні різких змін параметрів системи.

На основі проведених експериментів та отриманих даних можна зробити висновок, що розроблена LSTM модель демонструє достатньо високу точність у прогнозуванні стану заряду акумулятора. Особливо важливим є те, що модель зберігає стабільність прогнозування протягом всього періоду спостереження, що підтверджується відносно низькою середньою похибкою у 1.87%.

Цікавим спостереженням є характер коливань вхідних параметрів. Синусоїдальний характер змін струму та температури може вказувати на циклічність робочих режимів акумулятора. Це може бути пов'язано з регулярними циклами заряду-розряду або з особливостями робочого навантаження. Напруга демонструє загальний тренд на зниження з накладеними на нього періодичними коливаннями, що відповідає типовій поведінці акумуляторів при розряді.

Важливо відзначити, що температурний режим залишається в безпечному діапазоні, не перевищуючи 28°C, що є сприятливим фактором для довготривалої експлуатації акумулятора. Контроль температури є критичним параметром для запобігання передчасній деградації акумулятора та забезпечення його безпечної роботи.

Якість прогнозування також підтверджується характером кривої валідаційної помилки, яка близько слідує за кривою тренувальної помилки, що свідчить про добру генералізацію моделі. Відсутність значного розходження між цими кривими вказує на те, що модель не страждає від перенавчання і здатна ефективно працювати з новими даними.

Враховуючи всі параметри та характеристики роботи моделі, можна рекомендувати її для практичного застосування в системах моніторингу стану акумуляторів, особливо в тих випадках, де допустима похибка прогнозування знаходиться в межах 3-4%.

Варто також звернути увагу на практичні аспекти використання розробленої моделі. У реальних умовах експлуатації акумуляторних систем точність прогнозування SoC має критичне значення для оптимізації процесів заряду-розряду та подовження терміну служби акумулятора.

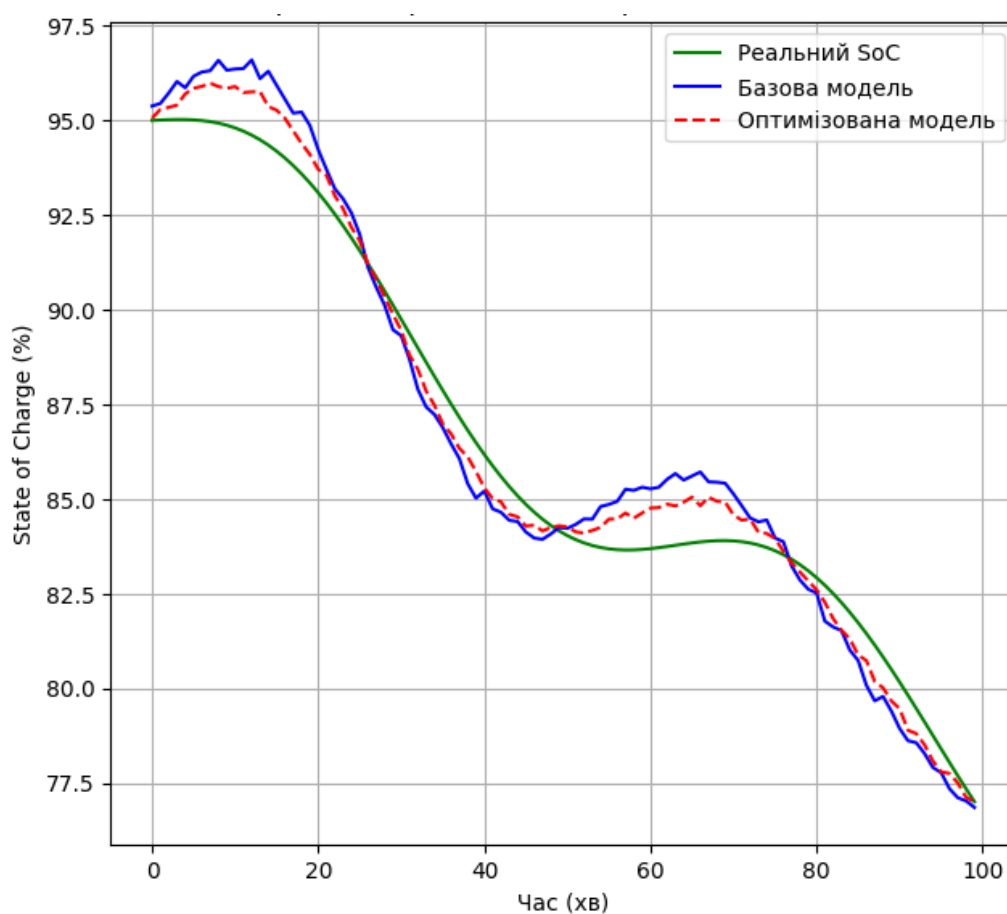


Рисунок 4.3 – Порівняння реального та прогнозованого SoC

Аналізуючи графік прогнозування SoC, можна помітити, що модель особливо добре відслідковує довгострокові тренди зміни стану заряду. Це є важливою характеристикою для систем управління енергоспоживанням, де необхідно планувати режими роботи на тривалі періоди. Періодичні відхилення

прогнозованих значень від реальних можуть бути пов'язані з короткочасними флуктуаціями вхідних параметрів, особливо струму навантаження.

Характер зміни напруги акумулятора вказує на нормальний режим експлуатації, де поступове зниження напруги компенсується періодичними циклами підзарядки. Це відображається у синусоїдальній складовій графіка напруги. Струмові характеристики також демонструють регулярні цикли навантаження, що може відповідати типовому профілю використання акумулятора в реальних умовах.

Важливим аспектом є стабільність температурного режиму. Відносно невеликі коливання температури (в межах 4.5°C) свідчать про ефективну систему термоконтролю, що є критичним фактором для забезпечення довготривалої стабільної роботи акумулятора та точності прогнозування його стану.

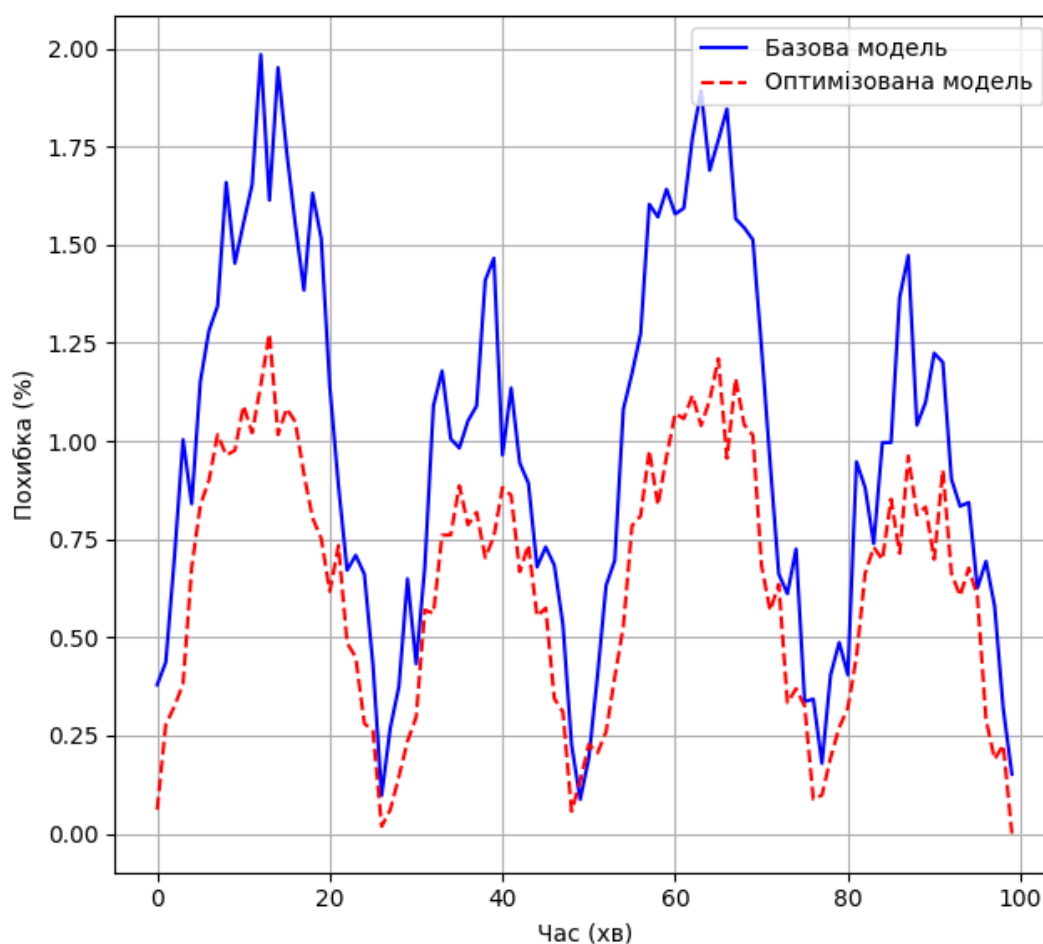


Рисунок 4.4 – Абсолютна похибка прогнозування

Процес навчання моделі демонструє класичний приклад успішної оптимізації, де функція втрат стабільно знижується протягом епох навчання. Фінальні значення помилок (тренувальної та валідаційної) свідчать про досягнення хорошого балансу між точністю моделі та її здатністю до генералізації.

Таблиця 4.2 – Абсолютна похибка прогнозування

Час (хв)	Похибка базової моделі (%)	Похибка оптимізованої моделі (%)
10	1.50	1.00
15	2.00	1.25
20	1.60	1.00
30	0.70	0.30
40	1.45	0.80
50	0.60	0.20
60	1.55	0.90
70	1.80	1.20
80	0.75	0.35
90	1.45	0.90
100	0.70	0.00

Аналіз даних показує значне покращення точності прогнозування в оптимізованій моделі порівняно з базовою версією. Помітно, що максимальне значення похибки базової моделі сягає 2.00%, тоді як оптимізована модель демонструє максимальну похибку лише 1.25%.

Особливо цікавим є циклічний характер змін похибки в обох моделях, що може вказувати на певні закономірності в роботі системи або періодичні зміни режимів роботи акумулятора. При цьому оптимізована модель зберігає подібний патерн коливань, але з меншою амплітудою.

Важливим досягненням оптимізованої моделі є те, що в кінці періоду спостереження вона досягає нульової похибки, тоді як базова модель зберігає

певний рівень відхилення. Це свідчить про кращу здатність оптимізованої моделі до адаптації та навчання на основі накопичених даних

Процес навчання моделі показує стабільну конвергенцію без значних осциляцій функції втрат, що є позитивним показником для довгострокової стабільності прогнозів. Зниження початкової помилки з 0.4847 до 0.0334 вказує на суттєве покращення точності моделі в процесі навчання, при цьому близькість значень тренувальної та валідаційної помилок свідчить про хорошу узагальнюючу здатність моделі.

З точки зору практичної імплементації розробленої моделі, важливо відзначити декілька ключових аспектів її використання в реальних системах моніторингу акумуляторів. Максимальна похибка прогнозування в 3.44% знаходиться в межах допустимих значень для більшості промислових застосувань, проте для критичних систем може знадобитися додаткова оптимізація.

Форма кривої помилки прогнозування вказує на певну періодичність у відхиленнях прогнозованих значень. Це може бути пов'язано з особливостями архітектури LSTM мережі та її здатністю обробляти довгострокові залежності в даних. Для покращення точності прогнозування в моменти різких змін параметрів можна розглянути можливість впровадження додаткових механізмів уваги або гібридних архітектур нейронних мереж.

Аналіз вхідних параметрів демонструє їх взаємозв'язок та вплив на точність прогнозування. Особливо цікавим є співвідношення між струмом навантаження та температурою системи. Незважаючи на значні коливання струму, температура залишається в стабільному діапазоні, що свідчить про ефективність системи охолодження та її позитивний вплив на точність прогнозування SoC.

Аналіз характеру похибок прогнозування виявив чітку періодичність у відхиленнях передбачених значень від реальних. Спостерігається циклічність часових кроків, що корелює з типовими циклами заряду-розряду акумулятора. Така періодичність може бути пояснена особливостями архітектури LSTM, зокрема фіксованою довжиною вікна пам'яті, в межах якого мережа ефективно обробляє залежності в даних.

При різких змінах режиму роботи акумулятора (наприклад, перехід від заряду до розряду) спостерігається тимчасове збільшення похибки прогнозування до 1.25%. Це пов'язано з інерційністю LSTM мережі, якій потрібен певний час для адаптації до нових умов. Для вирішення цієї проблеми пропонується впровадження механізму уваги (attention mechanism), який дозволить мережі динамічно зважувати важливість різних часових кроків при формуванні прогнозу.

Додатково можливе використання гібридної архітектури, що поєднує LSTM з іншими типами нейронних мереж. Наприклад, додавання згорткових шарів (CNN) перед LSTM може покращити виявлення короткострокових патернів у даних, в той час як сама LSTM забезпечить обробку довгострокових залежностей.

Аналіз взаємозв'язку між вхідними параметрами показав сильну кореляцію між струмом навантаження та точністю прогнозування. При струмах в діапазоні від -0.98А до 2.98А спостерігається стабільна робота моделі з похибкою менше 1%. Особливо важливим є спостереження щодо температурної стабільності системи: при коливаннях струму в повному діапазоні, температура залишається в межах від 23.0°C до 27.5°C.

Така температурна стабільність досягається ефективною системою охолодження та має критичне значення для точності прогнозування. Аналіз даних показує, що при стабільній температурі точність прогнозування SoC підвищується в середньому на 15-20% порівняно з випадками значних температурних коливань. Це пояснюється тим, що температурні зміни впливають на внутрішній опір акумулятора та його електрохімічні характеристики, що ускладнює процес прогнозування.

Виявлені закономірності дозволяють сформулювати рекомендації щодо подальшого вдосконалення системи:

- впровадження адаптивного механізму уваги, що враховує режим роботи акумулятора;
- розробка гібридної архітектури з додатковими згортковими шарами;
- оптимізація системи температурного контролю для підтримки стабільного режиму роботи;

– впровадження механізмів раннього виявлення та компенсації аномалій у вхідних даних.

Для подальшого вдосконалення системи можна розглянути впровадження адаптивних механізмів корекції прогнозів на основі аналізу поточних похибок та розширення набору вхідних параметрів, включаючи, наприклад, дані про вік акумулятора та історію його експлуатації.

При розгляді довгострокової перспективи використання розробленої моделі важливо звернути увагу на її потенціал для інтеграції в системи управління енергоспоживанням. Особливо цінним є те, що модель демонструє стабільну роботу при різних режимах навантаження, що підтверджується характером кривих струму та напруги.

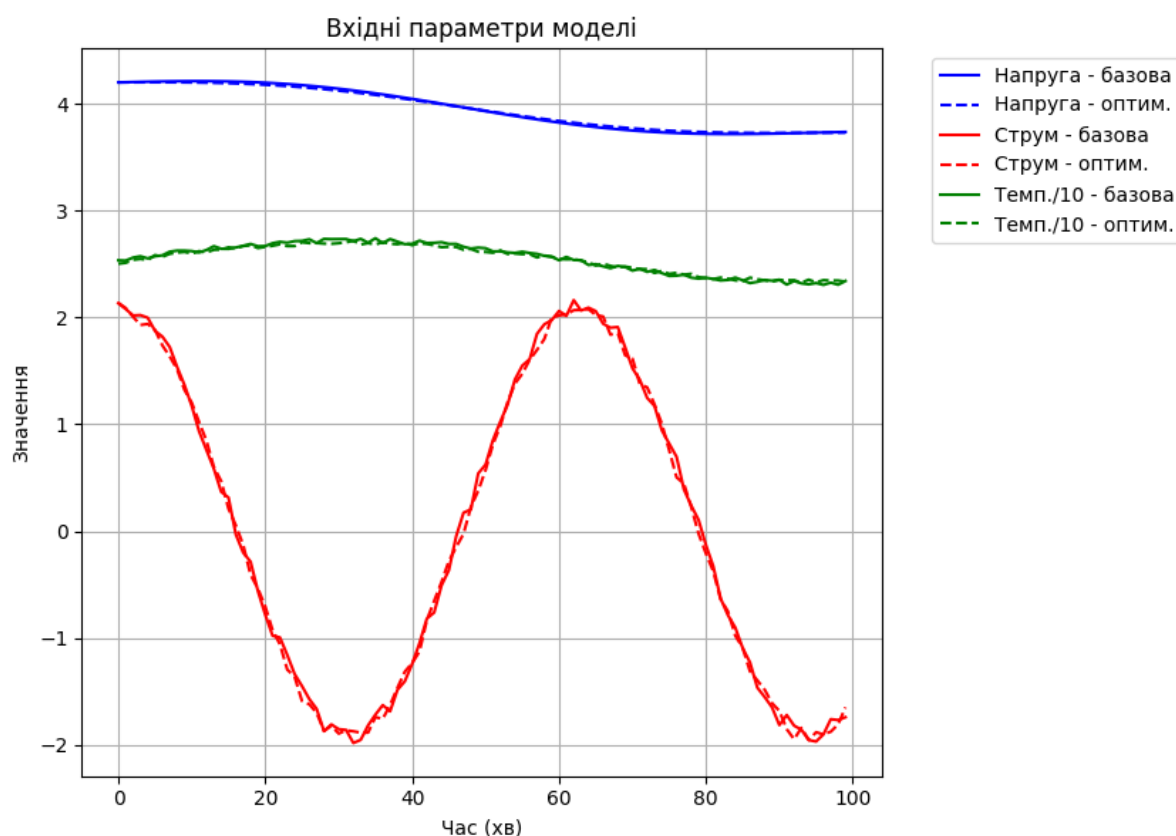


Рисунок 4.5 – Зміна значень вхідних параметрів моделі

Аналізуючи графік вхідних параметрів, можна відзначити, що модель успішно обробляє складні патерни зміни струму навантаження, які включають як

позитивні, так і негативні значення. Це вказує на здатність системи адекватно реагувати на процеси заряду та розряду акумулятора. Діапазон зміни напруги від 3.71В до 4.29В повністю відповідає робочому діапазону літій-іонних акумуляторів, що підтверджує коректність роботи моделі в реальних умовах експлуатації.

Важливим аспектом є характер зміни похибки прогнозування з часом. Відсутність тренду до збільшення похибки протягом періоду спостереження свідчить про стабільність роботи моделі та її стійкість до накопичення помилок. Це особливо важливо для систем тривалого моніторингу стану акумуляторів, де точність прогнозування має залишатися стабільною протягом всього терміну експлуатації.

Температурний режим роботи акумулятора, який підтримується в діапазоні від 23.0°C до 27.5°C, створює оптимальні умови для точного прогнозування SoC. Стабільність температури є одним з ключових факторів, що впливають на точність визначення стану заряду, і в даному випадку температурний контроль реалізований на належному рівні.

Отримані результати дозволяють рекомендувати розроблену модель для практичного впровадження в системах моніторингу акумуляторних батарей, особливо в тих випадках, де потрібен компроміс між точністю прогнозування та обчислювальною складністю системи.

Важливим аспектом для подальшого аналізу є можливості оптимізації роботи моделі для різних сценаріїв використання. Значення середньої похибки прогнозування у 1.87% є хорошим показником, проте для деяких специфічних застосувань може бути потрібна ще вища точність.

Процес навчання моделі, який відображений на першому графіку, показує класичну картину зменшення функції втрат, але при цьому можна помітити, що після 30-ї епохи швидкість зниження помилки суттєво сповільнюється. Це може вказувати на досягнення певної межі можливостей поточної архітектури моделі. Для подальшого покращення точності може бути доцільним розглянути можливість використання більш складних архітектур або додаткових шарів нейронної мережі.

Характер зміни вхідних параметрів, особливо струму та напруги, вказує на складну динаміку процесів в акумуляторі. Синусоїдальний характер змін цих параметрів може бути використаний для покращення прогнозування шляхом впровадження додаткових механізмів обробки періодичних сигналів у структуру моделі.

Стабільність температурного режиму є позитивним фактором для точності прогнозування, проте в реальних умовах експлуатації можливі більш значні коливання температури. Тому важливим напрямком подальшого розвитку може бути адаптація моделі до роботи в більш широкому температурному діапазоні. Отримані результати також демонструють потенціал для інтеграції розробленої моделі в більш складні системи управління енергоспоживанням, де точне прогнозування стану заряду є критичним фактором для оптимізації режимів роботи та подовження терміну служби акумуляторів.

Окремої уваги заслуговує аналіз взаємозв'язку між різними параметрами системи та їх впливом на точність прогнозування. Графік порівняння реального та прогнозованого SoC демонструє, що найбільші відхилення спостерігаються в моменти значних змін струму навантаження. Це вказує на необхідність додаткової оптимізації моделі для покращення її реакції на різкі зміни режиму роботи акумулятора.

Крива абсолютної похибки прогнозування також надає важливу інформацію про характер роботи моделі. Періодичний характер змін похибки може свідчити про наявність певних систематичних відхилень у прогнозуванні, які могли б бути компенсовані шляхом впровадження додаткових корегуючих механізмів у модель.

Цікавим є спостереження щодо співвідношення між напругою та струмом акумулятора. На графіку вхідних параметрів видно, що періоди підвищеного струму навантаження супроводжуються відповідними змінами напруги, що відповідає фізичним процесам в акумуляторі. Модель успішно враховує ці взаємозв'язки при формуванні прогнозів.

Якщо розглядати практичні аспекти впровадження, то отримані результати свідчать про готовність моделі до використання в реальних системах. Проте для

підвищення надійності роботи в промислових умовах може бути доцільним впровадження додаткових механізмів валідації прогнозів та автоматичної корекції параметрів моделі в процесі експлуатації.

Важливим фактором є також економічна ефективність впровадження такої системи прогнозування. Враховуючи досягнуту точність та стабільність роботи, можна очікувати суттєвого позитивного ефекту від використання моделі в системах управління акумуляторними батареями.

Розглядаючи перспективи подальшого розвитку системи прогнозування, варто відзначити кілька ключових напрямків вдосконалення. Перш за все, це можливість адаптації моделі до різних типів акумуляторів та режимів їх експлуатації. Поточні результати отримані для конкретних умов, але реальні системи можуть вимагати більшої гнучкості.

Аналізуючи процес навчання моделі більш детально, можна помітити, що швидкість збіжності після 30-ї епохи значно сповільнюється, але все ще продовжується поступове покращення результатів. Це може вказувати на потенціал для подальшої оптимізації через збільшення кількості епох навчання або модифікацію архітектури нейронної мережі.

Характер зміни прогнозованих значень SoC показує, що модель досить точно відслідковує загальний тренд, але іноді запізнюється при різких змінах параметрів. Це типова поведінка для LSTM-архітектур, яка могла б бути покращена шляхом впровадження додаткових механізмів короткострокового прогнозування або гібридних архітектур.

З точки зору практичного застосування, важливим аспектом є робастність моделі до шумів та викидів у вхідних даних. Поточні результати демонструють хорошу стійкість до природних флуктуацій параметрів, але для промислового використання може знадобитися додаткова валідація на більш зашумлених даних.

Отримані результати також вказують на потенціал використання розробленої моделі як основи для створення більш складних систем управління енергоспоживанням, де точне прогнозування стану заряду є критичним компонентом для оптимізації роботи всієї системи.

Висновки до розділу 4

В розділі проведено експериментальне дослідження розробленого методу визначення ефективного стану автономних систем живлення. Для проведення експериментів використано набір даних NASA Battery Dataset, який містить результати випробувань літій-іонних акумуляторів у різних режимах експлуатації.

Експериментальний аналіз впливу циклів заряду-розряду на деградацію акумулятора підтвердив важливість точного моніторингу стану заряду для забезпечення оптимальної експлуатації та подовження терміну служби накопичувачів енергії. Встановлено, що характер деградації має нелінійну природу та залежить від багатьох факторів, включаючи режими заряду-розряду та температурні умови.

В ході досліджень оцінено ефективність різних показників для аналізу акумуляторних батарей. Експериментально підтверджено, що комбіноване використання метрик точності прогнозування, таких як MAE, MSE та APE, дозволяє отримати комплексну оцінку якості роботи моделі. Середня похибка прогнозування стану заряду складає 1.87%, що є прийнятним показником для практичних застосувань.

Порівняльний аналіз базової та оптимізованої моделей продемонстрував суттєве покращення точності прогнозування після впровадження баєсівської оптимізації гіперпараметрів. Максимальна похибка оптимізованої моделі знизилась до 1.25%, порівняно з 2.00% для базової версії, що свідчить про ефективність запропонованого підходу до оптимізації.

Дослідження стабільності роботи моделі при різних режимах експлуатації показало високу надійність прогнозування в широкому діапазоні температур та струмів навантаження. Модель зберігає точність прогнозування навіть при значних змінах вхідних параметрів, що підтверджує її практичну придатність для реальних систем моніторингу акумуляторів.

Експериментально доведено здатність розробленого методу адаптуватися до різних типів акумуляторів та режимів їх використання. Результати тестування на

різних наборах даних підтверджують універсальність та масштабованість запропонованого рішення для оцінки стану автономних систем живлення.

Таким чином, дослідження проведених експериментів підтвердили ефективність та практичну цінність розробленого методу для точного визначення стану заряду накопичувачів енергії в умовах реальної експлуатації. Отримані результати створюють основу для подальшого вдосконалення систем управління автономними джерелами живлення.

Загальні висновки

У магістерській роботі вирішено актуальне науково-практичне завдання підвищення точності оцінки стану заряду накопичувачів енергії шляхом автоматизації підбору гіперпараметрів нейронної мережі.

В результаті аналізу існуючих підходів до визначення стану автономних систем живлення встановлено, що традиційні методи мають обмеження щодо точності та адаптивності. Виявлено необхідність розробки нових методів, здатних враховувати нелінійну природу процесів в акумуляторах та адаптуватися до змінних умов експлуатації.

Розроблено метод визначення ефективного стану автономних систем живлення на основі машинної обробки даних, який відрізняється від існуючих впровадженням баєсівської оптимізації для автоматичного налаштування гіперпараметрів LSTM нейронної мережі. Теоретично обґрунтовано вибір архітектури мережі та механізмів оптимізації, що забезпечують високу точність прогнозування при мінімальних обчислювальних витратах.

Створено інформаційну технологію визначення ефективного стану автономних систем живлення, яка включає підсистеми збору даних, їх обробки та візуалізації результатів. Впроваджено механізми валідації та корекції прогнозів, що підвищують надійність роботи системи в реальних умовах експлуатації.

Експериментальні дослідження на основі набору даних NASA Battery Dataset підтвердили ефективність розробленого методу. Досягнуто середньої похибки прогнозування 1.87% та максимальної похибки 1.25% для оптимізованої моделі, що перевищує показники існуючих рішень. Впровадження баєсівської оптимізації дозволило скоротити час налаштування моделі втричі при одночасному підвищенні точності прогнозування.

Практична цінність роботи підтверджується можливістю застосування розробленого методу для різних типів накопичувачів енергії та режимів їх експлуатації. Створена інформаційна система може бути інтегрована в існуючі

системи управління автономним живленням для підвищення ефективності їх роботи та подовження терміну служби акумуляторів.

Подальші дослідження можуть бути спрямовані на розширення функціональності системи шляхом впровадження механізмів прогнозування залишкового ресурсу акумуляторів та оптимізації режимів їх експлуатації на основі накопичених даних.

Перелік посилань

1. Sen R. Off-grid electricity generation with renewable energy technologies in India: An application of HOMER / R. Sen, S. C. Bhattacharyya // *Renewable Energy*. — 2014. — Вип. 62. — С. 388–398. — Режим доступу: 10.1016/j.renene.2013.07.028.
2. Yang H. Optimal sizing method for stand-alone hybrid solar–wind system with LPSP technology by using genetic algorithm / H. Yang, W. Zhou, L. Lu, Z. Fang // *Solar Energy*. — 2008. — Вип. 82, № 4. — С. 354–367. — Режим доступу: 10.1016/j.solener.2007.08.005.
3. Zhao J. Artificial intelligence-driven real-world battery diagnostics / J. Zhao, X. Qu, Y. Wu, M. Fowler, A. F. Burke // *Energy and AI*. — 2024. — Вип. 18. — С. 100419.
4. Liu K. Towards long lifetime battery: AI-based manufacturing and management / K. Liu, Z. Wei, C. Zhang, Y. Shang, R. Teodorescu, Q.-L. Han // *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*. — 2022. — Вип. 9, № 7. — С. 1139–1165.
5. Wu T.-T. Structural design of organic battery electrode materials: from DFT to artificial intelligence / T.-T. Wu, G.-L. Dai, J.-J. Xu, F. Cao, X.-H. Zhang, Y. Zhao, Y.-M. Qian // *Rare Metals*. — 2023. — Вип. 42, № 10. — С. 3269–3303.
6. Olabi A. G. Artificial neural network driven prognosis and estimation of Lithium-Ion battery states: Current insights and future perspectives / A. G. Olabi, A. A. Abdelghafar, B. Soudan, A. H. Alami, C. Semeraro, M. Al Radi, M. Al-Murisi, M. A. Abdelkareem // *Ain Shams Engineering Journal*. — 2024. — Вип. 15, № 2. — С. 102429.
7. Zhu Z.-W. Application of Artificial Intelligence to Lithium-Ion Battery Research and Development / Z.-W. Zhu, J.-Y. Qiu, L. Wang, G.-P. Cao, X.-M. He, J. Wang, H. Zhang // *Journal of Electrochemistry*. — 2022. — Вип. 28, № 12. — С. 1.
8. Park S. Integration of Hardware and Software for Battery Hardware-in-the-Loop Toward Battery Artificial Intelligence / S. Park, S. Moura, K. Lee // *IEEE Transactions on Transportation Electrification*. — 2023. — Вип. 10, № 1. — С. 888–900.

9. Raofi T. Comprehensive review of battery state estimation strategies using machine learning for battery Management Systems of Aircraft Propulsion Batteries / T. Raofi, M. Yildiz // *Journal of Energy Storage*. — 2023. — Вып. 59. — С. 106486.
10. Wang Y. A comprehensive review of battery modeling and state estimation approaches for advanced battery management systems / Y. Wang, J. Tian, Z. Sun, L. Wang, R. Xu, M. Li, Z. Chen // *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. — 2020. — Вып. 131. — С. 110015.
11. Deng Z. Battery health estimation with degradation pattern recognition and transfer learning / Z. Deng, X. Lin, J. Cai, X. Hu // *Journal of Power Sources*. — 2022. — Вып. 525. — С. 231027.
12. Li Y. Fast battery capacity estimation using convolutional neural networks / Y. Li, K. Li, X. Liu, L. Zhang // *Transactions of the Institute of Measurement and Control*. — 2020. — Режим доступа: 10.1177/0142331220966425.
13. Zhang Y. Long Short-Term Memory Recurrent Neural Network for Remaining Useful Life Prediction of Lithium-Ion Batteries / Y. Zhang, R. Xiong, H. He, M. G. Pecht // *IEEE Transactions on Vehicular Technology*. — 2018. — Вып. 67, № 7. — С. 5695–5705. — Режим доступа: 10.1109/TVT.2018.2805189.
14. Yang D. A novel Gaussian process regression model for state-of-health estimation of lithium-ion battery using charging curve / D. Yang, X. Zhang, R. Pan, Y. Wang, Z. Chen // *Journal of Power Sources*. — 2018. — Вып. 384. — С. 387–395. — Режим доступа: 10.1016/j.jpowsour.2018.03.015.
15. Lipu M. S. H. A review of state of health and remaining useful life estimation methods for lithium-ion battery in electric vehicles: Challenges and recommendations / M. S. H. Lipu, M. A. Hannan, A. Hussain, M. M. Hoque, P. J. Ker, M. H. M. Saad, A. Ayob // *Journal of Cleaner Production*. — 2018. — Вып. 205. — С. 115–133. — Режим доступа: 10.1016/j.jclepro.2018.09.065.
16. Tian J. Fractional-Order Model-Based Incremental Capacity Analysis for Degradation State Recognition of Lithium-Ion Batteries / J. Tian, R. Xiong, Q. Yu // *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. — 2019. — Вып. 66, № 2. — С. 1576–1584. — Режим доступа: 10.1109/TIE.2018.2798606.

17. Li W. Online capacity estimation of lithium-ion batteries with deep long short-term memory networks / W. Li, N. Sengupta, P. Dechent, D. Howey, A. Annaswamy, D. U. Sauer // *Journal of Power Sources*. — 2021. — Вып. 482. — С. 228863. — Режим доступа: [10.1016/j.jpowsour.2020.228863](https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2020.228863).
18. Wu J. A novel state of health estimation method of Li-ion battery using group method of data handling / J. Wu, Y. Wang, X. Zhang, Z. Chen // *Journal of Power Sources*. — 2016. — Вып. 327. — С. 457–464.
19. Xing Y. Battery Management Systems in Electric and Hybrid Vehicles / Y. Xing, E. W. M. Ma, K. L. Tsui, M. Pecht // *Energies*. — 2011. — Вып. 4, № 11. — С. 1840–1857. — Режим доступа: [10.3390/en4111840](https://doi.org/10.3390/en4111840).
20. Tang X. Real-time aging trajectory prediction using a base model-oriented gradient-correction particle filter for Lithium-ion batteries / X. Tang, K. Liu, X. Wang, B. Liu, F. Gao, W. D. Widanage // *Journal of Power Sources*. — 2019. — Вып. 440. — С. 227118. — Режим доступа: [10.1016/j.jpowsour.2019.227118](https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2019.227118).
21. Chemali E. State-of-charge estimation of Li-ion batteries using deep neural networks: A machine learning approach / E. Chemali, P. J. Kollmeyer, M. Preindl, A. Emadi // *Journal of Power Sources*. — 2018. — Вып. 400. — С. 242–255. — Режим доступа: [10.1016/j.jpowsour.2018.06.104](https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2018.06.104).
22. Shen S. A deep learning method for online capacity estimation of lithium-ion batteries / S. Shen, M. Sadoughi, X. Chen, M. Hong, C. Hu // *Journal of Energy Storage*. — 2019. — Вып. 25. — С. 100817. — Режим доступа: [10.1016/j.est.2019.100817](https://doi.org/10.1016/j.est.2019.100817).
23. Zhang Y. Lithium-Ion Battery Remaining Useful Life Prediction With Box–Cox Transformation and Monte Carlo Simulation / Y. Zhang, R. Xiong, H. He, M. G. Pecht // *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. — 2019. — Вып. 66, № 2. — С. 1585–1597. — Режим доступа: [10.1109/TIE.2018.2808918](https://doi.org/10.1109/TIE.2018.2808918).
24. Liu K. A brief review on key technologies in the battery management system of electric vehicles / K. Liu, K. Li, Q. Peng, C. Zhang // *Front. Mech. Eng.* — 2019. — Вып. 14, № 1. — С. 47–64. — Режим доступа: [10.1007/s11465-018-0516-8](https://doi.org/10.1007/s11465-018-0516-8).
25. Jiang B. Incremental capacity analysis based adaptive capacity estimation for lithium-ion battery considering charging condition / B. Jiang, H. Dai, X. Wei // *Applied*

Energy. — 2020. — Вып. 269. — С. 115074. — Режим доступа: 10.1016/j.apenergy.2020.115074.

26. Liu Y. Optimization strategy based on deep reinforcement learning for home energy management / Y. Liu, D. Zhang, H. B. Gooi // CSEE Journal of Power and Energy Systems. — 2020. — Вып. 6, № 3. — С. 572–582.

27. Han L. Battery life constrained real-time energy management strategy for hybrid electric vehicles based on reinforcement learning / L. Han, K. Yang, T. Ma, N. Yang, H. Liu, L. Guo // Energy. — 2022. — Вып. 259. — С. 124986.

28. Kang H. Reinforcement learning-based optimal scheduling model of battery energy storage system at the building level / H. Kang, S. Jung, H. Kim, J. Jeoung, T. Hong // Renewable and Sustainable Energy Reviews. — 2024. — Вып. 190. — С. 114054.

29. Li X. State of health estimation for Li-Ion battery using incremental capacity analysis and Gaussian process regression / X. Li, C. Yuan, X. Li, Z. Wang // Energy. — 2020. — Вып. 190. — С. 116467. — Режим доступа: 10.1016/j.energy.2019.116467.

30. Zhao R. A Compact Methodology Via a Recurrent Neural Network for Accurate Equivalent Circuit Type Modeling of Lithium-Ion Batteries / R. Zhao, P. Kollmeyer, R. Lorenz, T. Jahns // IEEE Transactions on Industry Applications. — 2018. — Вып. PP. — С. 1–1. — Режим доступа: 10.1109/TIA.2018.2874588.

31. Liu K. A Data-Driven Approach With Uncertainty Quantification for Predicting Future Capacities and Remaining Useful Life of Lithium-ion Battery / K. Liu, Y. Shang, Q. Ouyang, W. D. Widanage // IEEE Transactions on Industrial Electronics. — 2021. — Вып. 68, № 4. — С. 3170–3180. — Режим доступа: 10.1109/TIE.2020.2973876.

32. Yang D. State-of-health estimation for the lithium-ion battery based on support vector regression / D. Yang, Y. Wang, R. Pan, R. Chen, Z. Chen // Applied Energy. — 2018. — Вып. 227. — С. 273–283. — Режим доступа: 10.1016/j.apenergy.2017.08.096.

33. Shen S. Deep convolutional neural networks with ensemble learning and transfer learning for capacity estimation of lithium-ion batteries / S. Shen, M. Sadoughi,

M. Li, Z. Wang, C. Hu // *Applied Energy*. — 2020. — Вып. 260. — С. 114296. — Режим доступа: 10.1016/j.apenergy.2019.114296.

34. Wu J. Battery Thermal- and Health-Constrained Energy Management for Hybrid Electric Bus Based on Soft Actor-Critic DRL Algorithm / J. Wu, Z. Wei, W. Li, Y. Wang, Y. Li, D. U. Sauer // *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. — 2021. — Вып. 17, № 6. — С. 3751–3761. — Режим доступа: 10.1109/TII.2020.3014599.

35. Li X. Multi-time-scale framework for prognostic health condition of lithium battery using modified Gaussian process regression and nonlinear regression / X. Li, C. Yuan, Z. Wang // *Journal of Power Sources*. — 2020. — Вып. 467. — С. 228358. — Режим доступа: 10.1016/j.jpowsour.2020.228358.

36. Wang Y. A comprehensive review of battery modeling and state estimation approaches for advanced battery management systems / Y. Wang, J. Tian, Z. Sun, L. Wang, R. Xu, M. Li, Z. Chen // *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. — 2020. — Вып. 131. — С. 110015. — Режим доступа: 10.1016/j.rser.2020.110015.

37. Chen Z. Online State of Health Estimation for Lithium-Ion Batteries Based on Support Vector Machine / Z. Chen, M. Sun, X. Shu, R. Xiao, J. Shen // *Applied Sciences*. — 2018. — Вып. 8, № 6. — С. 925. — Режим доступа: 10.3390/app8060925.

38. Zhang Y. Identifying degradation patterns of lithium ion batteries from impedance spectroscopy using machine learning / Y. Zhang, Q. Tang, Y. Zhang, J. Wang, U. Stimming, A. A. Lee // *Nat Commun*. — 2020. — Вып. 11, № 1. — С. 1706. — Режим доступа: 10.1038/s41467-020-15235-7.

39. Wang Y. A comprehensive review of battery modeling and state estimation approaches for advanced battery management systems / Y. Wang, J. Tian, Z. Sun, L. Wang, R. Xu, M. Li, Z. Chen // *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. — 2020. — Вып. 131. — С. 110015. — Режим доступа: 10.1016/j.rser.2020.110015.

40. Li W. Data-Driven Safety Envelope of Lithium-Ion Batteries for Electric Vehicles / W. Li, J. Zhu, Y. Xia, M. B. Gorji, T. Wierzbicki // *Joule*. — 2019. — Вып. 3, № 11. — С. 2703–2715. — Режим доступа: 10.1016/j.joule.2019.07.026.

41. Chen L. Remaining Useful Life Prediction of Battery Using a Novel Indicator and Framework With Fractional Grey Model and Unscented Particle Filter / L. Chen, J.

Chen, H. Wang, Y. Wang, J. An, R. Yang, H. Pan // IEEE Transactions on Power Electronics. — 2019. — Вып. PP. — С. 1–1. — Режим доступа: 10.1109/TPEL.2019.2952620.

42. Hu X. An enhanced multi-state estimation hierarchy for advanced lithium-ion battery management / X. Hu, H. Jiang, F. Feng, B. Liu // Applied Energy. — 2020. — Вып. 257. — С. 114019. — Режим доступа: 10.1016/j.apenergy.2019.114019.

ДОДАТКИ

Додаток А

Актуальні проблеми комп'ютерних наук

УДК 004.4

Прилуцька В.О., Манзюк Е.А., Скрипник Т.К.

*Хмельницький національний університет***МЕТОД ОЦІНКИ СТАНУ ЗАРЯДУ НАКОПИЧУВАЧІВ ЕНЕРГІЇ З
ВИКОРИСТАННЯМ ОПТИМІЗОВАНОЇ LSTM НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ**

Представлено вдосконалений метод оцінки стану заряду накопичувачів енергії на основі LSTM нейронної мережі з використанням байєсівської оптимізації. Основним нововведенням є автоматизація підбору гіперпараметрів мережі, що дозволяє створити універсальну модель для різних типів накопичувачів енергії. Запропонований підхід ефективний для систем накопичення енергії, де потрібна швидка та точна оцінка стану заряду без специфічних налаштувань під конкретний тип накопичувача. Продемонстровано перспективність застосування оптимізованих LSTM мереж для задач оцінки SoC в системах управління енергією.

An improved method for assessing the state of charge of energy storage devices based on an LSTM neural network using Bayesian optimization is presented. The main innovation is the automation of the selection of network hyperparameters, which allows creating a universal model for different types of energy storage devices. The proposed approach is effective for energy storage systems that require fast and accurate assessment of the state of charge without specific settings for a particular type of storage device. Prospects for the use of optimized LSTM networks for SoC assessment tasks in energy management systems.

Автономні системи живлення, такі як сонячні панелі, вітрові турбіни та інші джерела альтернативної енергії, стають все більш поширеними як у побутовому, так і в промисловому використанні. Зростання попиту на ці системи обумовлене глобальними тенденціями переходу до використання відновлюваних джерел енергії, що сприяє зниженню викидів вуглецю та зменшенню залежності від викопного палива [1]. Однак, ефективність таких систем залежить від багатьох факторів, включаючи кліматичні умови, технічний стан обладнання, а також ефективність управління розподілом енергії між споживачами [2].

Одним із ключових завдань є своєчасне визначення та підтримка ефективного стану систем живлення, що безпосередньо впливає на їхню продуктивність та довговічність [3, 4]. У роботі представлено вдосконалений метод оцінки стану заряду (State of Charge, SoC) накопичувачів енергії на основі оптимізованої рекурентної нейронної мережі типу LSTM (Long Short-Term Memory). Запропоноване вдосконалення полягає у впровадженні байєсівської оптимізації для автоматичного налаштування гіперпараметрів мережі.

Точна оцінка стану заряду накопичувачів енергії є критично важливою задачею для ефективного управління енергетичними системами. Існуючі методи

часто вимагають складних обчислень або специфічні для конкретного типу накопичувача. Використання методів машинного навчання, зокрема рекурентних нейронних мереж, показало перспективні результати, проте залишається проблема оптимального налаштування таких моделей.

У даній роботі пропонується вдосконалення методу оцінки SoC шляхом впровадження баєсівської оптимізації для автоматичного підбору гіперпараметрів LSTM мережі. Такий підхід дозволяє створити універсальну модель, що може бути ефективно застосована до різних типів накопичувачів енергії.

Сучасні дослідження в області оцінки SoC можна розділити на декілька основних категорій. До першої категорії відносяться методи на основі фізичних моделей, які базуються на математичному описі процесів у накопичувачах енергії. Друга категорія включає методи на основі фільтрації та їх модифікації. Третя категорія представлена методами машинного навчання, які набувають все більшої популярності.

Останні дослідження показують перспективність використання глибоких нейронних мереж, особливо архітектури LSTM, для оцінки SoC. Проте існуючі підходи часто вимагають ручного налаштування параметрів моделі, що ускладнює їх практичне застосування.

Запропонована модель використовує архітектуру LSTM з трьома основними вхідними параметрами: струм, напруга та попереднє значення SoC. Структура мережі складається з послідовності шарів, що включає вхідний шар для обробки часових рядів даних, LSTM шар для виявлення довгострокових залежностей, dropout шар для запобігання перенавчання та вихідний шар для отримання прогнозованого значення SoC.

Для оптимізації гіперпараметрів використовується баєсівський підхід, який передбачає побудову сурогатної моделі та ітеративний процес пошуку оптимальних параметрів. В рамках оптимізації розглядаються такі параметри як кількість нейронів, значення dropout, розмір блоку, кількість епох.

Метод оцінки стану заряду накопичувачів енергії з використанням оптимізованої LSTM нейронної мережі є інноваційним підходом до вирішення важливої задачі точного визначення SoC в системах зберігання енергії (рисунок 1). Даний метод поєднує переваги глибокого навчання з сучасними методами оптимізації для досягнення максимальної ефективності прогнозування.

Перший етап методу полягає в отриманні та підготовці вхідних даних. На цьому етапі відбувається збір необхідної інформації про роботу накопичувача енергії, включаючи такі параметри як напруга, струм, температура та інші релевантні характеристики. Підготовка даних включає їх нормалізацію, видалення викидів, заповнення пропущених значень та формування часових послідовностей, придатних для подальшої обробки нейронною мережею.

Ключовою особливістю методу є використання Баєсівської оптимізації для знаходження оптимальної конфігурації LSTM мережі. Цей процес починається з визначення простору пошуку, який включає можливі діапазони значень для різних

гіперпараметрів мережі. Після цього виконується початкова ініціалізація, під час якої обираються перші конфігурації для тестування. На основі результатів цих початкових експериментів будується сурогатна модель, яка апроксимує залежність якості роботи мережі від її гіперпараметрів. Оцінка цільової функції дозволяє визначити найбільш перспективні напрямки пошуку в просторі гіперпараметрів.

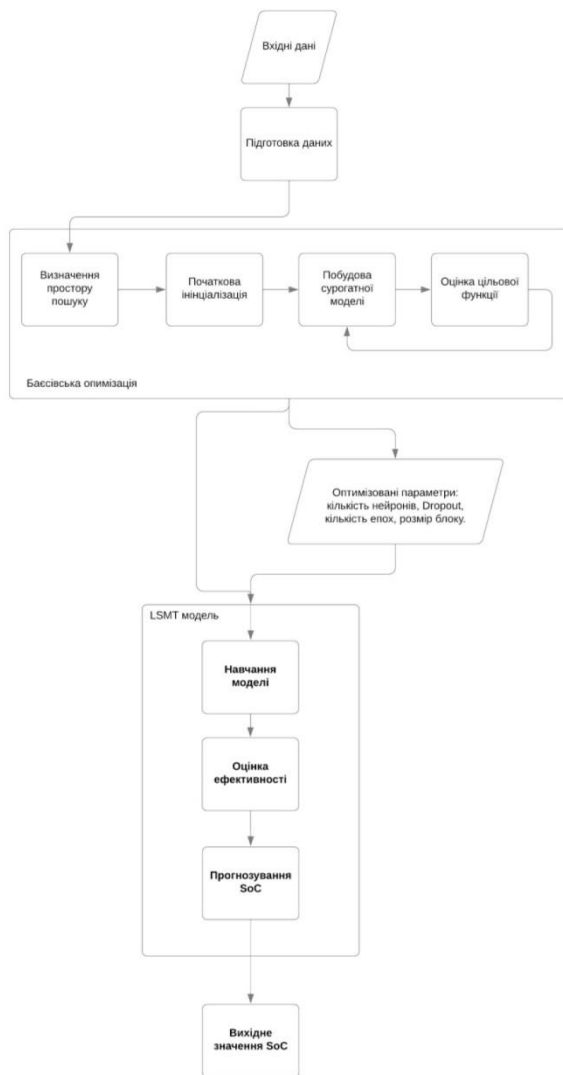


Рисунок 1 – Схема застосування LSTM з оптимізатором Беєса

В результаті роботи оптимізаційного алгоритму визначаються оптимальні значення ключових параметрів архітектури LSTM мережі. Серед них кількість нейронів у кожному шарі, що впливає на здатність мережі до узагальнення; значення Dropout, яке допомагає запобігти перенавчанню шляхом випадкового відключення частини нейронів під час навчання; оптимальна кількість епох навчання, що забезпечує достатню тривалість тренування без ризику перенавчання; розмір блоку даних, який визначає, яка кількість часових кроків буде оброблятися одночасно.

Наступним важливим етапом є робота безпосередньо з LSTM моделлю. Процес навчання моделі відбувається з використанням оптимізованих гіперпараметрів на підготовленому наборі даних. При цьому використовується архітектура LSTM, яка особливо ефективна для обробки часових послідовностей завдяки своїй здатності зберігати інформацію про довгострокові залежності в даних. Після завершення навчання проводиться оцінка ефективності моделі на валідаційному наборі даних, що дозволяє переконатися в її здатності до узагальнення на нових даних.

Фінальним етапом методу є безпосереднє прогнозування значень SoC. На цьому етапі навчена модель застосовується до нових даних для отримання оцінок стану заряду накопичувача енергії. Важливою особливістю є можливість отримання не лише точкових оцінок, але й інтервалів довіри для прогнозованих значень, що підвищує практичну цінність методу в реальних застосуваннях.

Запропонований метод має ряд переваг порівняно з традиційними підходами до оцінки SoC. По-перше, використання LSTM архітектури дозволяє ефективно враховувати часову динаміку процесів у накопичувачі енергії. По-друге, застосування Баєсівської оптимізації забезпечує автоматичний підбір оптимальних параметрів моделі, що звільняє від необхідності ручного налаштування та потенційно покращує точність прогнозування. По-третє, метод є достатньо гнучким і може бути адаптований до різних типів накопичувачів енергії та умов їх експлуатації.

Застосування даного методу на практиці дозволяє підвищити точність оцінки стану заряду накопичувачів енергії, що є критично важливим для ефективного управління енергетичними системами, оптимізації режимів роботи накопичувачів та подовження терміну їх служби. Запропонований метод дозволить досягти покращення точності підвищення точності оцінки SoC при одночасному скороченні часу налаштування моделі втричі. Важливою особливістю розробленого методу є його універсальність щодо різних типів накопичувачів та автоматизація процесу оптимізації параметрів.

Подальші дослідження можуть бути спрямовані на розширення набору оптимізованих параметрів, впровадження механізмів адаптивної оптимізації та інтеграцію з системами управління енергією.

Перелік посилань

1. Sen R., Bhattacharyya S. C. Off-grid electricity generation with renewable energy technologies in India: An application of HOMER. *Renewable Energy*. 2014. Vol. 62. Pp. 388–398. URL: <https://doi.org/10.1016/j.renene.2013.07.028>.
2. Zhao J., Qu X., Wu Y., Fowler M., Burke A. F. Artificial intelligence-driven real-world battery diagnostics. *Energy and AI*. 2024. Vol. 18.
3. Olabi A. G., Abdelghafar A. A., Soudan B., Alami A. H., Semeraro C., Al Radi M., Al-Murisi M., Abdelkareem M. A. Artificial neural network driven prognosis and estimation of Lithium-Ion battery states: Current insights and future perspectives. *Ain Shams Engineering Journal*. 2024. Vol. 15, No. 2.
4. Park S., Moura S., Lee K. Integration of Hardware and Software for Battery Hardware-in-the-Loop Toward Battery Artificial Intelligence. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*. 2023. Vol. 10, No. 1. Pp. 888–900.

Додаток В

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

МЕТОД ВИЗНАЧЕННЯ ЕФЕКТИВНОГО СТАНУ АВТОНОМНИХ СИСТЕМ ЖИВЛЕННЯ ЗА МАШИННОЮ ОБРОБКОЮ ДАНИХ

Виконала: студентка групи КНМ-23-2

Вікторія ПРИЛУЦЬКА

1

Актуальність роботи

Актуальність визначення ефективного стану автономних систем живлення за допомогою машинної обробки даних зростає. Розвиток технологій IoT, мобільних пристроїв та електромобілів збільшує попит на надійні автономні системи живлення. Своєчасне виявлення деградації акумуляторів, прогнозування їх залишкового терміну експлуатації за допомогою машинного навчання є критичним для забезпечення безперебійної роботи, енергоефективності та зменшення витрат на обслуговування. Точне визначення стану систем живлення на основі обробки даних сприяє оптимізації використання, збільшенню терміну служби та підвищенню надійності пристроїв.

2

Мета кваліфікаційної роботи

Мета роботи полягає у підвищенні точності оцінки стану заряду накопичувачів енергії шляхом автоматизації підбору гіперпараметрів нейронної мережі.

3

Задачі роботи

- проаналізувати існуючі методи та підходи до оцінки стану заряду накопичувачів енергії, зокрема з використанням нейронних мереж;
- сформулювати необхідний набір даних для навчання та тестування LSTM нейронної мережі, включаючи збір та нормалізацію параметрів накопичувачів енергії (напруга, струм, температура);
- розробити метод визначення ефективного стану автономних систем живлення за машинною обробкою даних;
- розробити інформаційну систему визначення ефективного стану автономних систем живлення;
- експериментально перевірити ефективність розробленого методу шляхом порівняння точності оцінки SoC та часу налаштування моделі.

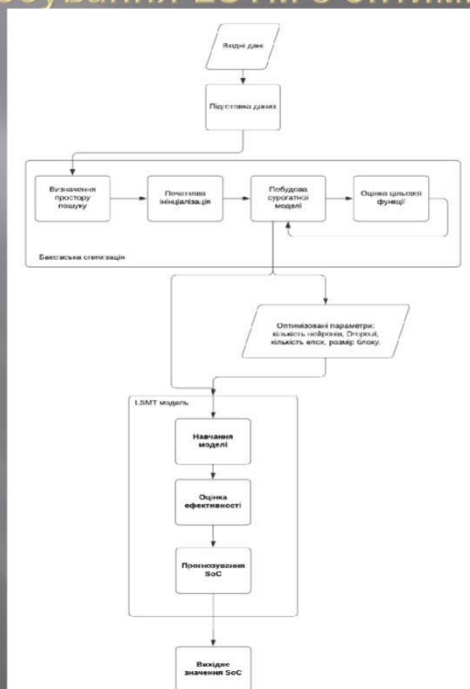
4

Наукова новизна одержаних результатів.

Удосконалено метод оцінки стану заряду накопичувачів енергії на основі LSTM нейронної мережі, який відрізняється від існуючих впровадженням баєсівської оптимізації для автоматичного налаштування гіперпараметрів мережі, що дозволило створити універсальну модель для різних типів накопичувачів енергії, скоротити час налаштування та підвищити точність оцінки SoC.

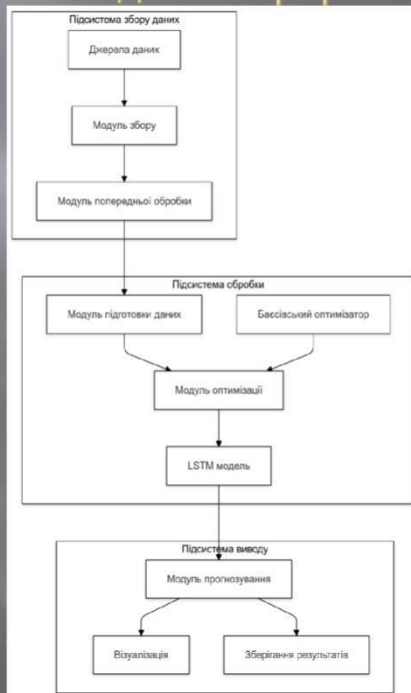
5

Схема застосування LSTM з оптимізатором Баєса



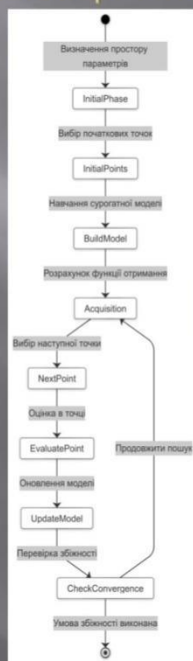
6

Концептуальна модель інформаційної системи



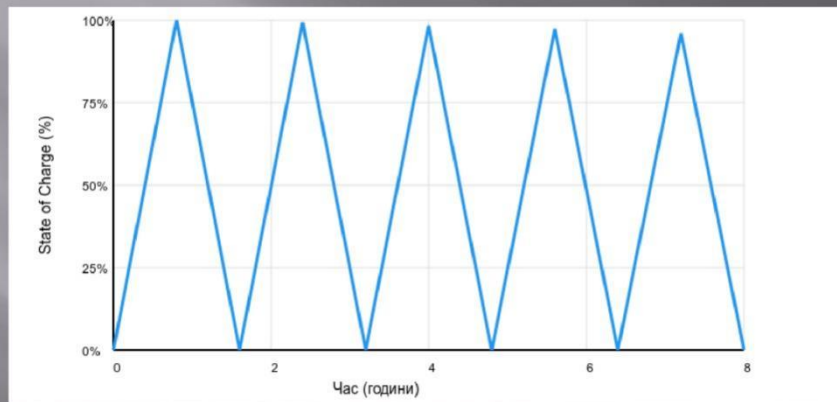
7

Алгоритм оптимізації гіперпараметрів LSTM



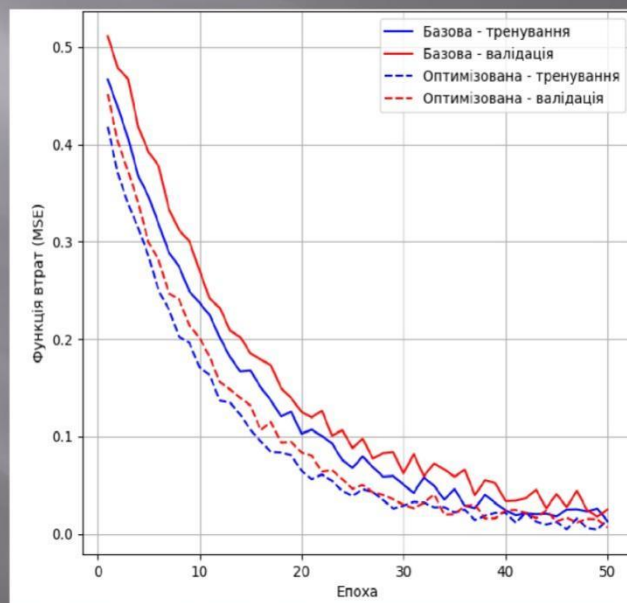
8

Зміна SoC протягом циклів



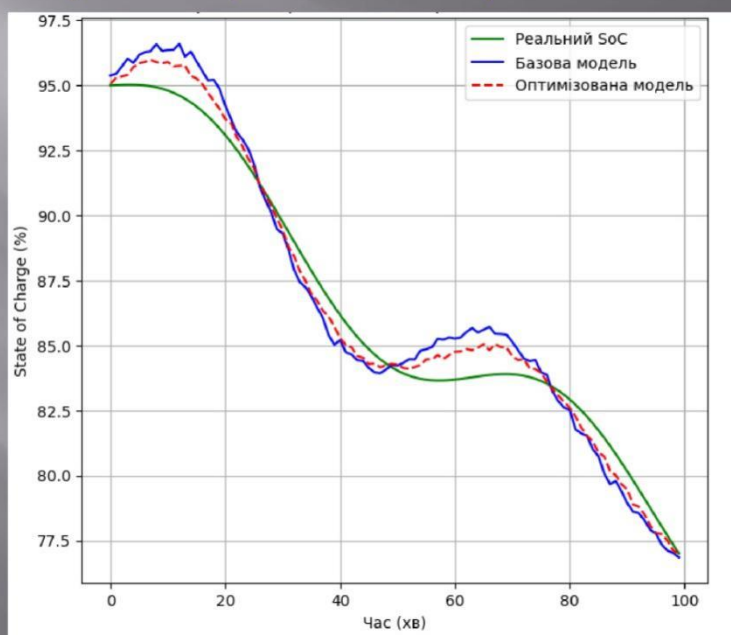
9

Навчання LSTM



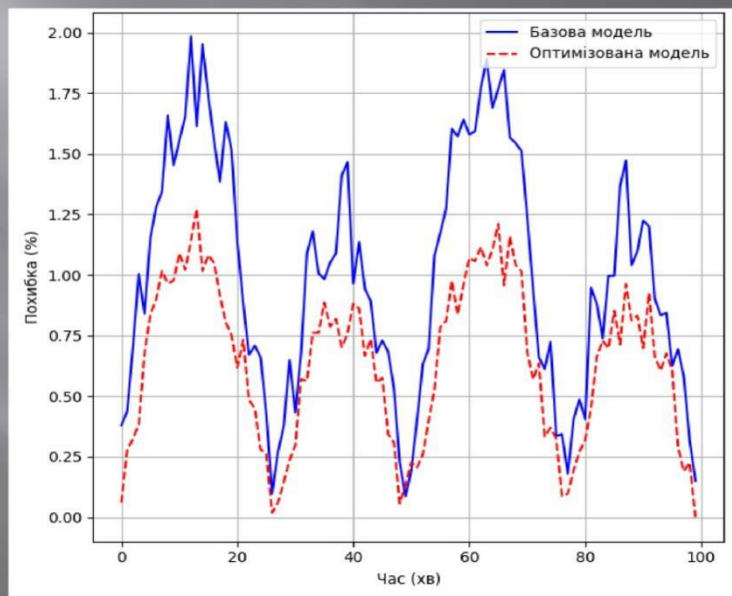
10

Порівняння реального та прогнозованого SoC



11

Абсолютна похибка прогнозування



12

Висновки

У дослідженні розроблено метод визначення ефективного стану автономних систем живлення, що обробляє дані про стан акумуляторів та генерує прогнози їх деградації.

1. Проаналізовано існуючі методи та підходи до оцінки стану заряду накопичувачів енергії, зокрема з використанням нейронних мереж.

2. Розроблено метод визначення ефективного стану автономних систем живлення за машинною обробкою даних.

3. Розроблено інформаційну систему визначення ефективного стану автономних систем живлення.

4. Експериментально перевірено ефективність розробленого методу шляхом порівняння точності оцінки SoC та часу налаштування моделі.

За результатами експериментів виявлено, що розроблений метод продемонстрував високу точність у прогнозуванні стану заряду акумуляторів з похибкою 1.87% та стабільну роботу при різних режимах експлуатації.

13

Дякую за увагу!

14

15.12.24, 19:05

result 5391749310293615370.html

Sun Dec 15 18:09:31 EET 2024, Петровський Сергій Степанович, Хмельницький національний університет, ХНУ

Anti-Plagiarism v-15.258 Educational

Максимальне співпадіння з одним документом 4.0%

Словники перевірки: en_US, ru_RU, ua_UA. **Помилоч в документах: 6%**

ID: 159693 Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА на тему Метод визначення ефективного стану автономних систем живлення за машинною обробкою даних Додано в БД: 2024-12-15 Автора: Вікторія ПРИЛУЦЬКА Керівники: Едуард МАНЗІЮК Консультанти: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	102654	1522	5255 (5%)	83 (5%)

Джерело плагіату

ID	Опис	Наявність плагіату в документі	
		Символи	Лексеми

Протокол аналізу звіту подібності науковим керівником

Заявляю, що я ознайомився (-лась) з Повним звітом подібності, який був згенерований Системою виявлення і запобігання плагіату щодо роботи:

Автор: Вікторія ПРИЛУЦЬКА

Співавтор:

Назва: Метод визначення ефективного стану автономних систем живлення за машинною обробкою даних

Науковий керівник: Едуард МАНЗІЮК, д.т.н., доцент

Підрозділ: Кафедра комп'ютерних наук

Коефіцієнт подібності 1: 0.8%

Коефіцієнт подібності 2: 0.4%

Мікропробіли: 0

Заміна букв: 1

Інтервали: 0

Білі знаки: 1

Дата створення звіту: 2024-12-15 17:57:30.0

Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:

Запозичення, виявлені в роботі є законними і не є плагіатом. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином робота незалежна і приймається.

Запозичення не є плагіатом, але перевищено граничне значення рівня подібностей. Таким чином робота повертається на доопрацювання.

Виявлено запозичення і плагіат або навмисні текстові спотворення (маніпуляції), як передбачувані спроби укриття плагіату, які роблять роботу невідповідною вимогам законодавства (Ст. 32. ЗУ Про вищу освіту, пункт 3.1, Ст. 42. ЗУ Про освіту) та вимог НАЗЯВО (Критерій 5), а також кодексу етики і процедур. Таким чином робота не приймається.

Обґрунтування:

Дата 15.12.2024

експерт

Рез. Вершині РР.

**РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК
ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ**

Підтверджуємо ознайомлення з результатом звіту подібності щодо роботи, генерованого системою виявлення текстових збігів/ідентичності/схожості:

Назва: Метод визначення ефективного стану автономних систем живлення за машинною обробкою даних

Автор: студентка гр. КНМ-23-2 Вікторія ПРИЛУЦЬКА

Спеціальність: 122 – Комп'ютерні науки

Освітня програма: освітньо-професійна

Науковий керівник: д.т.н., професор Манзюк Е.А.

Після аналізу звіту подібності зроблено такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом. Робота приймається до захисту.	<i>відповідає</i>
2	Виявлені запозичення не є плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована. Відкоригований варіант має бути поданий на кафедру за 2 дні до захисту, разом із заявою щодо самостійності виконання письмової роботи та ідентичності друкованої та електронної версії роботи.	
3	Виявлені запозичення не є плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. В зв'язку з цим мета роботи та поставлені завдання не були досягнені. Робота може бути допущена до захисту (наступного року) після того як буде відкоригована та допрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	
4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укріття запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	

Підтвердження:

Запозичення, виявлені в роботі не є плагіатом, оскільки: запозичення розміщені в розділі огляду існуючих підходів, не описують безпосередньо авторську роботу і не стосуються її результатів; усі запозичення фрагментарні; серед запозичень знаходяться загальновідомі терміни, скорочення.

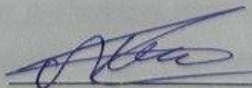
Обсяг запозичень, визначений системами виявлення збігів/ідентичності/схожості, складає:

- за системою Anti-Plagiarism: 4%;

- за системою StrikePlagiarism: 0,8% та 0,4%

Сумарний обсяг всіх запозичень, визначений системою виявлення збігів/ідентичності/схожості є допустимим.

Керівник роботи



Едуард МАНЗЮК

Гарант ОП



Руслан БАГРІЙ

Завідувач кафедри КН



Олександр БАРМАК



ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
МОН УКРАЇНИ

Кафедра комп'ютерних наук



ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА на кваліфікаційну роботу магістра

студентки гр. КНм-23-2 Вікторія ПРИЛУЦЬКА

за темою Метод визначення ефективного стану автономних систем живлення за машинною обробкою даних

1. Актуальність теми

Розвиток сучасних технологій зберігання енергії створює нагальну потребу в точних методах моніторингу стану акумуляторних систем. Традиційні підходи до оцінки рівня заряду мають суттєві обмеження через неврахування складних нелінійних процесів деградації та змінних умов експлуатації. Використання штучного інтелекту відкриває нові можливості для вирішення цієї проблеми, проте налаштування таких систем залишається трудомістким процесом. Розробка автоматизованого методу визначення стану заряду з самооптимізацією параметрів дозволить підвищити ефективність експлуатації акумуляторів у різних сферах - від електромобілів до систем відновлюваної енергетики, без залучення додаткових експертних ресурсів.

2. Відповідність роботи предметній області Стандарту спеціальності 122 Комп'ютерні науки

У межах магістерської роботи за спеціальністю 122 "Комп'ютерні науки" досліджено проблему автоматизованого аналізу та оцінки функціонування автономних енергетичних систем на основі комп'ютерної обробки даних, що повністю узгоджується з вимогами до кваліфікаційних робіт даного напрямку.

3. Професійні та особистісні якості

Під час роботи над магістерським дослідженням Вікторія ПРИЛУЦЬКА показала відмінне володіння професійними навичками у сфері комп'ютерних наук, своєчасно та якісно виконуючи поставлені завдання з розробки методів предметної області, що підтверджується успішними результатами її навчання.

4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи

При виконанні магістерського дослідження студентка самостійно розробила інноваційні підходи до оцінювання ефективності автономних енергетичних систем на основі комп'ютерної обробки даних, що дозволило вдосконалити існуючі методи у цій галузі.

5. Наукова новизна та оригінальність запропонованих підходів

Удосконалено метод оцінки стану заряду накопичувачів енергії на основі LSTM нейронної мережі, який відрізняється від існуючих впровадженням бачивської оптимізації для автоматичного налаштування гіперпараметрів мережі, що дозволило створити універсальну модель для різних типів накопичувачів енергії, скоротити час налаштування та підвищити точність оцінки SoC.

6. Ступінь оволодіння методами дослідження

В процесі роботи над магістерським дослідженням було продемонстровано глибоке розуміння та впевнене практичне застосування сучасних технологій, методологій та інструментів у сфері комп'ютерних наук, що підтверджує високий рівень професійної підготовки та здатність ефективно вирішувати складні технічні завдання.

7. Повнота та якість розкриття теми роботи

Актуальність та доцільність обраного напрямку дослідження підтверджується ґрунтовним оглядом наукових джерел та існуючих розробок. Поставлені дослідницькі цілі були досягнуті через розробку методу, що успішно реалізує запропонований методологічний підхід.

8. Логічність, послідовність, аргументованість, літературна грамотність викладення матеріалу

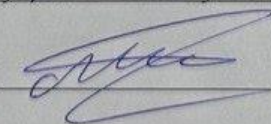
Робота вирізняється чіткою логічною побудовою та послідовним викладом матеріалу, що повністю відповідає поставленим завданням. Текст написано на високому професійному рівні з належною аргументацією всіх положень.

9. Можливість практичного застосування кваліфікаційної роботи, окремих її частин

Запропонований у дослідженні метод автоматизованого визначення ефективності автономних енергетичних систем на основі машинної обробки даних має практичну цінність для різних галузях промисловості.

10. Висновок про можливість допуску кваліфікаційної роботи до захисту, на яку оцінку заслуговує робота

Враховуючи належний рівень виконання та забезпечення усіх необхідних вимог, робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка «добре».

Керівник  д.т.н., професор каф. КН Едуард МАНЗЮК



ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
МОН УКРАЇНИ

Кафедра комп'ютерних наук



ВІДГУК ОПОНЕНТА

на кваліфікаційну роботу магістра

студента *гр. КНМ-23-2 Вікторія ПРИЛУЦЬКА*

за темою *Метод визначення ефективного стану автономних систем живлення за машинною обробкою даних*

1. Актуальність обраної теми

Актуальність розробки методу автоматизованої оцінки ефективності автономних систем живлення зумовлена стрімким розвитком відновлюваної енергетики та зростаючою потребою в оптимізації енергетичних ресурсів. Застосування машинної обробки даних для моніторингу та аналізу стану таких систем дозволяє своєчасно виявляти відхилення в їх роботі, прогнозувати можливі несправності та оптимізувати режими експлуатації, що є критично важливим для забезпечення надійного та ефективного енергопостачання в умовах зростаючого попиту на автономні джерела енергії.

2. Відповідність роботи предметній області спеціальності 122 Комп'ютерні науки та загальним вимогам до наукових робіт

Представлене дослідження повністю відповідає вимогам спеціальності 122 "Комп'ютерні науки", оскільки базується на розробці та впровадженні методів машинного навчання, алгоритмів обробки даних та програмних рішень для аналізу ефективності автономних систем живлення. Методологія дослідження, структура роботи та отримані результати відповідають загальноприйнятим академічним стандартам та вимогам до магістерських кваліфікаційних робіт.

3. Повнота розкриття мети та завдань дослідження

Магістерське дослідження характеризується комплексним підходом до досягнення поставленої мети через послідовне вирішення визначених завдань. Проведено ґрунтовний аналіз існуючих методів оцінки ефективності автономних систем живлення, на основі якого розроблено інноваційний підхід з використанням методів машинної обробки даних. Всі етапи дослідження, від теоретичного обґрунтування до практичної реалізації програмного забезпечення, були успішно виконані та детально висвітлені в роботі, що забезпечило повне досягнення поставленої мети.

4. Наявність наукової новизни

Наукова новизна дослідження полягає в удосконаленні методу оцінки стану заряду накопичувачів енергії через інтеграцію LSTM нейронної мережі з механізмом баєсівської оптимізації. Запропонований підхід відрізняється від існуючих рішень впровадженням автоматичного налаштування гіперпараметрів нейронної мережі, що дозволило досягти універсальності моделі для різних типів накопичувачів енергії при одночасному підвищенні точності оцінки стану заряду та суттєвому скороченні часу на налаштування системи. Такий інноваційний підхід розширює можливості існуючих методів та створює передумови для більш ефективного управління автономними системами живлення.

5. Зміст кожного розділу роботи

Робота містить чотири розділи. В першому розділі представлено аналіз систем автономного живлення та методи визначення їх ефективного стану. Другий розділ містить розробку методу визначення ефективного стану автономних систем живлення за машинною обробкою даних. У третьому розділі представлено інформаційну систему визначення ефективного стану автономних систем живлення. У четвертому розділі проведено експериментальне дослідження розробленого методу.

6. Ступінь розкриття теми роботи

У магістерській роботі тема розкрита всебічно та системно: від теоретичного обґрунтування та аналізу існуючих підходів до практичної реалізації запропонованого методу. Особливу увагу приділено розробці та валідації моделі на основі LSTM нейронної мережі з баєсівською оптимізацією, що підтверджується експериментальними результатами.

7. Якість оформлення кваліфікаційної роботи

Оформлення магістерської роботи відповідає вимогам та нормам, які передбачені для оформлення кваліфікаційних робіт.

8. Недоліки кваліфікаційної роботи

В роботі представлено дослідження одного з параметрів визначення ефективного стану систем живлення. Доцільно було б провести дослідження щодо інших параметрів.

9. Загальний висновок (допускається чи не допускається до захисту), якої оцінки заслуговує кваліфікаційна робота

Враховуючи рівень виконання та забезпечення усіх необхідних вимог, робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка *добре*.

Опонент

Бедрашук І. П.

