

ОПТИМИЗАЦИЯ РЕЖИМА ЗАРЯДКИ LI-ИОН АККУМУЛЯТОРНЫХ БАТАРЕЙ МЕТОДАМИ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Хиневич А.С.

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь

Степанов А.А. – канд. техн. наук, доцент

Рассматривается возможность применения алгоритмов глубокого машинного обучения для оптимизации процессов управления литий-ионными аккумуляторами во время эксплуатации и планируется сравнить с описанным в данной работе алгоритмом, основанным на линейных регрессионных моделях прогнозирования величины. В моделях используются оценщики с обратной связью на основе байесовского оптимизатора. Для обучения моделей использовались данные из открытых исследований. Основные пакеты моделей разработаны в качестве стандартных библиотек *TensorFlow* и *Scikit-learn*. Использовались данные по 185 батареям, которые разряжались и заряжались в процессе 100 циклов. Выделено 224 возможных типа зарядки. Время на оценку и оптимизацию составила 16 дней.

В данной работе демонстрируется методология применения машинного обучения для оптимизации пространства параметров тока и напряжения в процессе быстрой зарядки аккумуляторных батарей. Модель, снижающая затраты на оптимизацию, состоит из: 1 модель раннего прогнозирования, что снижает время эксперимента путем прогнозирования срока службы; 2 байесовский алгоритм оптимизации, который уменьшает количество экспериментов путем подбора сбалансированных актов зарядки [1].

Характеристики тока и напряжения зарядки батарей получены в процессе многократной зарядки и разрядки батарей. Эти данные используются в качестве входных данных алгоритмом линейной регрессии. Модель предварительно обучили на данных полного разряда батареи. Всего проводилось четыре последовательных цикла оптимизационной оценки. В результате время тестирования снижается. На рисунке 1 представлены этапы проведения эксперимента.

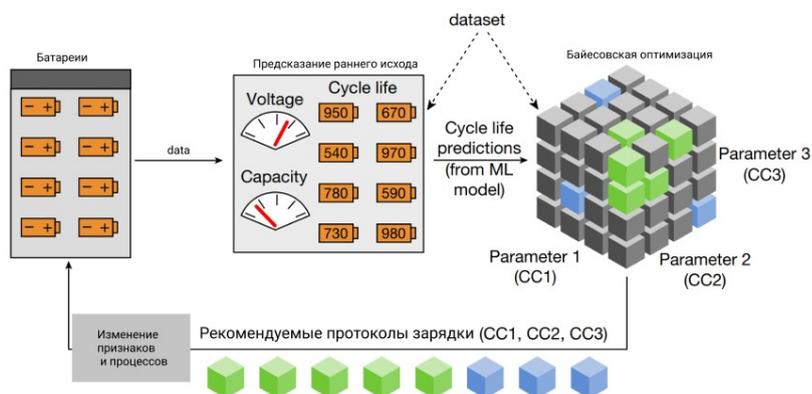


Рисунок 1 – Схема системы оптимизации с обратной связью [1]

Как показано на рисунке 2, каждый тип зарядки определяется тремя независимыми параметрами (CC1, CC2 и CC3); каждый параметр представляет собой ток заряда. Четвертый параметр, CC4, зависит от CC1, CC2, CC3 и времени зарядки.

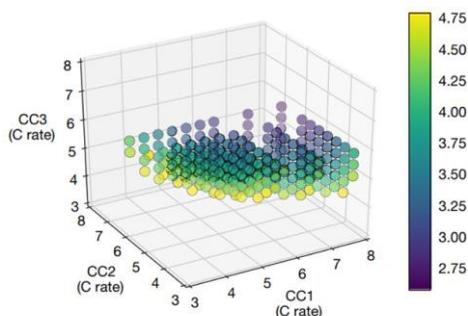


Рисунок 2 – Структура десятиминутного акта быстрой зарядки [1]

После двух циклов появляется общая картина пространства параметров, то есть зависимость срока службы от параметров протокола зарядки $CC1$, $CC2$ и $CC3$, и выявлена область протоколов с продолжительным временем жизни.

Для того чтоб оценить качество модели необходимо провести тестовый эксперимент. Проводится зарядка-разрядка батарей до полного отказа. Последний цикл зарядки-разрядки считается как истинное время жизни. Эти тесты проводятся чтобы, подтвердить, что оценщик может правильно выбирать «типы» зарядки соответствующие максимальному времени жизни. Результаты тестирования представлены на рисунке 3.

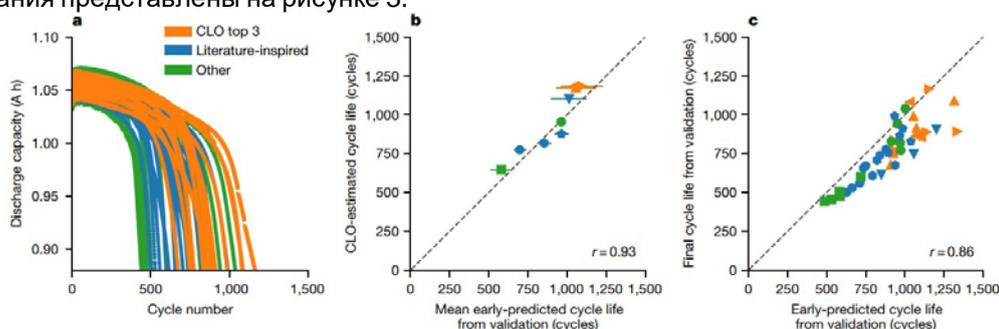


Рисунок 3 – Результаты проверочного тестов [1]

Кривые затухания разрядной емкости демонстрируют нелинейный спад, характерный для быстрой зарядки. Рассматриваемая модель раннего предсказания демонстрирует некоторую погрешность (рисунок 3), из-за старения от различного способа хранения батарей.

Данный метод значительно сокращает необходимое время оптимизации по сравнению с подходами базовой оптимизации.

Таким образом, был рассмотрен алгоритм оптимизации зарядки литий-ионных аккумуляторов с использованием системы оценки и предварительным прогнозом исхода. Этот метод может быть распространен на другие области проектирования быстрых зарядок, таких как импульсная и постоянная зарядка, а также для других целей, таких как более медленная зарядка. Кроме того, эта работа открывает новые возможности для оптимизации батареи. Более того, при условии, что существует подходящий предсказатель предварительного исхода, этот метод также может применяться для оптимизации других аспектов разработки аккумуляторов, таких как электродные материалы и химический состав электролитов [2]. Помимо батарей, подход сочетающий ранний прогноз результата может быть расширен для эффективной оптимизации других физических и вычислительных многомерных пространств параметров, которые вовлекают трудоемкие эксперименты, иллюстрирующие методы на основе данных для ускорения темпов научных открытий [3].

В дальнейшем предлагается рассмотреть возможность применения алгоритмов глубокого обучения для решения аналогичной задачи и увеличения качества моделей.

Список использованных источников:

1. Peter M. Attia, Closed-loop optimization of fast-charging protocols for batteries with machine learning / Peter M. Attia, Aditya Grover // *Nature* 559, 547–555 (2020).
2. Butler, K. T., Machine learning for molecular and materials science / Butler, K. T., Davies, D. W., Cartwright, H., Isayev, O. & Walsh, A. // *Nature* 559, 547–555 (2018).
3. Khinevich A., Fabrication and characterization of solution processed CZCTSSe thin films for solar cell application/ A. Khinevich, // *Photonics Global Student Conference, 10 September 2020 г., Shenzhen / Electronic collection.*