

<https://doi.org/10.21122/1029-7448-2022-65-6-481-498>

УДК 621.355.004.94

## Универсальная имитационная модель деградации аккумуляторных батарей с оптимизацией параметров по генетическому алгоритму

К. В. Доброго<sup>1)</sup>, И. А. Козначеев<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>Белорусский национальный технический университет (Минск, Республика Беларусь),

<sup>2)</sup>Институт тепло- и массообмена имени А. В. Лыкова НАН Беларуси  
(Минск, Республика Беларусь)

© Белорусский национальный технический университет, 2022  
Belarusian National Technical University, 2022

**Реферат.** Моделирование аккумуляторных батарей необходимо для управления режимом их работы и диагностики состояния. Важное значение имеет моделирование жизненного цикла – деградации базовых параметров в течение длительного срока эксплуатации. Это обусловлено тем, что стоимость буферизации электроэнергии аккумуляторными батареями связана с их ресурсом циклирования, который можно увеличить, оптимизировав режим работы накопителя в энергетической системе. Для существующих моделей деградации аккумуляторов характерны специфичность, ограниченность работы по стандартизированным циклам зарядки-разрядки, математическая громоздкость. В статье предложен универсальный подход, лишенный вышеуказанных недостатков. Используется концепция непрерывного износа батареи в течение срока эксплуатации. Представлена простая эмпирическая модель, не рассматривающая детально характеристики состояния аккумуляторных батарей на протяжении отдельного цикла зарядки-разрядки, не включающая вольтаические переменные. Модель рассматривает интенсивность текущего износа аккумуляторной батареи как функцию состояния заряда батареи, температуры, силы тока внешней цепи и тока саморазряда, полного заряда, протекшего через батарею с начала ее эксплуатации. При этом величина износа (деградации) определяется интегралом функции интенсивности текущего износа по времени эксплуатации батареи. Для оптимизации параметров модели используется метод случайного поиска в сочетании с генетическим алгоритмом отбора. Построена соответствующая модель деградации параметров для свинцово-кислотной аккумуляторной батареи Delta GEL-12-55, где использованы данные о деградации емкости, приведенные в техническом описании от производителя. Показаны работоспособность алгоритма оптимизации параметров и адекватность полученной модели. Разработанная модель может использоваться для технико-экономических расчетов систем генератор – накопитель – потребитель, гибридных систем накопления электроэнергии, компактного представления больших объемов экспериментальных данных о деградации конкретных аккумуляторов.

**Ключевые слова:** электрохимический аккумулятор, деградация аккумуляторных батарей, жизненный цикл аккумуляторов, ресурс аккумулятора, моделирование аккумуляторных батарей, генетический алгоритм, непрерывный износ аккумулятора

**Для цитирования:** Доброго, К. В. Универсальная имитационная модель деградации аккумуляторных батарей с оптимизацией параметров по генетическому алгоритму / К. В. Доброго, И. А. Козначеев // *Энергетика. Изв. высш. учеб. заведений и энерг. объединений СНГ*. 2022. Т. 65, № 6. С. 481–498. <https://doi.org/10.21122/1029-7448-2022-65-6-481-498>

---

### Адрес для переписки

Доброго Кирилл Викторович  
Белорусский национальный технический университет  
просп. Независимости, 65/13,  
220013, г. Минск, Республика Беларусь  
Тел.: +375 17 293-92-16  
[dobrego@bntu.by](mailto:dobrego@bntu.by)

### Address for correspondence

Dobrego Kirill V.  
Belarusian National Technical University  
65/13, Nezavisimosty Ave.,  
220013, Minsk, Republic of Belarus  
Tel.: +375 17 293-92-16  
[dobrego@bntu.by](mailto:dobrego@bntu.by)

---

## Universal Simulation Model of Battery Degradation with Optimization of Parameters by Genetic Algorithm

K. V. Dobrego<sup>1)</sup>, I. A. Koznacheev<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>Belarusian National Technical University (Minsk, Republic of Belarus),

<sup>2)</sup>A. V. Luikov Heat and Mass Transfer Institute of the National Academy of Sciences of Belarus (Minsk, Republic of Belarus)

**Abstract.** Modeling of batteries is necessary to control their operating mode and diagnose their condition. It is important to model the life cycle, i. e. degradation of basic parameters over a long service life. This is due to the fact that the cost of buffering electricity by batteries is associated with their cycling resource, which can be increased by optimizing the mode of operation of the drive in the energy system. The existing models of battery degradation are characterized by specificity, limited work on standardized charge-discharge cycles, and mathematical cumbersomeness. The article proposes a universal approach devoid of the above disadvantages. The concept of continuous battery wear during the service life is used. A simple empirical model is presented that does not consider in detail the characteristics of the state of batteries during a separate charge-discharge cycle, and does not include voltaic variables. The model considers the intensity of the current wear of the battery as a function of the state of its charge, temperature, the current of the external circuit and the current of self-discharge, the full charge that has flowed through the battery since the beginning of its operation. In this case, the amount of wear (degradation) is determined by the integral of the function of the intensity of current wear over the battery life. To optimize the parameters of the model, a random search method is used in combination with a genetic selection algorithm. The corresponding model of degradation of parameters for the Delta GEL-12-55 lead-acid battery has been constructed, in which the data on degradation of capacity given in the technical description from the manufacturer are used. The efficiency of the parameter optimization algorithm and the adequacy of the resulting model are shown. The model developed by the authors can be used for technical and economic calculations of generator – storage – consumer systems, hybrid power storage systems, and compact representation of large volumes of experimental data on the degradation of specific batteries.

**Keywords:** electrochemical battery, degradation of batteries, battery life cycle, battery service life, battery simulation, genetic algorithm, continuous battery wear

**For citation:** Dobrego K. V., Koznacheev I. A. (2022) Universal Simulation Model of Battery Degradation with Optimization of Parameters by Genetic Algorithm. *Energetika. Proc. CIS Higher Educ. Inst. and Power Eng. Assoc.* 65 (6), 481–498. <https://doi.org/10.21122/1029-7448-2022-65-6-481-498> (in Russian)

### Введение

Создание систем накопления электроэнергии, прежде всего электрохимических аккумуляторных батарей (АКБ), и совершенствование их технико-экономических показателей – актуальная техническая задача, о чем свидетельствуют большое количество публикаций по этому вопросу и быстрый рост рынка АКБ (20–30 % в год) [1]. Основными факторами, определяющими востребованность соответствующих разработок в последние десятилетия, являются развитие электрического транспорта и повышение доли зеленой энергетики, требующей буферизации электроэнергии.

С расширением применения АКБ возникает необходимость моделирования их работы. Это направление развивается достаточно давно [2, 3],

причем характер моделей меняется в соответствии с особенностями решаемых технических задач. В 2000-е гг. активно изучались и моделировались литий-ионные АКБ в совокупности с оптимизацией их работы, контролем состояния, построением сложных накопительных систем. Вопросу моделирования состояния батарей, в частности связи состояния заряда (*SOC*) с напряжением, током, напряжением холостого хода, посвящено большинство статей по литий-ионным [3–5], свинцово-кислотным [6–8] и другим АКБ. Используется как прямое физико-математическое моделирование, так и моделирование при помощи электрических схем замещения [9, 10]. Проводится также физико-химическое моделирование электрохимических ячеек [11]. Поскольку технико-экономические показатели энергетических систем, использующих АКБ, непосредственно связаны с их эксплуатационным ресурсом (ресурсом циклирования), важнейшее значение приобретает моделирование деградации параметров АКБ в течение длительного срока эксплуатации [6, 7, 12].

В работе датских исследователей [7] подробно обсуждается моделирование жизненного цикла свинцовых АКБ. Авторы указывают на два основных вида долгосрочного моделирования: *post-processing models* (не рассматривает характеристики текущей работы АКБ) и *performance degradation models* (одновременно моделирует текущую работу и деградацию рабочих параметров батареи). Первый вид моделей использует в качестве независимой переменной пропущенный заряд (*ah-throughput counting*) либо количество циклов зарядки-разрядки (*cycle counting*). Модель деградации в [7] строится с учетом факторов коррозии положительного электрода, сульфатации, осыпания электродов, потери воды, деградации активной массы электродов, стратификации электролита. Такое рассмотрение существенно усложняет модель и вряд ли может считаться обоснованным, учитывая статистический характер факторов деградации и процесса в целом.

Большинство моделей деградации АКБ в качестве независимой переменной используют количество циклов зарядки-разрядки [13–15], что обусловлено проведением экспериментальных исследований в рамках стандартизированных циклов зарядки-разрядки.

Значительное число публикаций посвящено решению задачи оценивания состояния работоспособности (*SOH*), окончания разряда (*EoD*), других характеристик АКБ на основе измерений их параметров. С этой целью разрабатываются алгоритмы, использующие фильтрацию Калмана, многократные фильтры, нейронные сети и т. п. [16, 17]. Такие модели направлены на решение технических задач управления работой сборок АКБ, прогнозирования выхода из строя ячеек. Их следует отличать от прямого моделирования жизненного цикла, определяющего среднестатистические параметры АКБ без использования данных промежуточных измерений параметров.

В программной среде графического имитационного моделирования MATLAB-Simulink [18], позволяющей при помощи блок-диаграмм строить динамические модели сложных систем, имеется модуль, в который включены

блоки моделирования деградации параметров АКБ при циклировании. В качестве примера приведены разрядные характеристики литий-ионной батареи новой и после 2000 циклов зарядки-разрядки.

В штатном примере MATLAB-Simulink [13] представлена модель деградации параметров литий-ионной АКБ, отличительная особенность которой заключается в более точном определении значения *SOC*, учитывающего уменьшение емкости батареи от цикла к циклу. Данный параметр находят исходя из известных токов, напряжения и температуры АКБ с использованием ансамблевого фильтра Калмана [19]. Физическое обоснование модели содержится в [14], она достаточно сложна и применяется в стандартизированных циклах зарядки-разрядки. Имеются и другие примеры моделирования старения АКБ [20].

Исследователями из Университета Огайо [15] разработана полуэмпирическая модель жизненного цикла специфической литий-ионной АКБ (на основе смешанной шпинели с многослойным оксидным положительным электродом), базирующаяся на экспериментальных данных по деградации батареи. Изучено влияние таких факторов, как дозарядка АКБ, ее истощение, минимальное значение *SOC*, величина токов заряда, температура. Модель выражает уменьшение емкости и повышение внутреннего сопротивления батареи как функцию вышеуказанных факторов и пропущенного через нее полного заряда, позиционируется как основа для разработки алгоритмов мониторинга состояния АКБ, оптимального управления электро-мобилем для увеличения срока службы батареи.

В [21] предложена полуэмпирическая модель деградации литий-ионной АКБ при заданном профиле нагрузки, сформулированная на основе фундаментальных принципов работы и износа батареи, а также экспериментов по деградации параметров. Авторы утверждают, что модель может быть адаптирована под различные типы литий-ионных АКБ, и предлагают методы настройки. Обоснован метод подсчета эквивалентных циклов, соответствующих нерегулярным нагрузочным циклам, что расширяет применимость модели. В факторы старения включены не только внешние показатели (ток, температура), но и состояние износа АКБ, разделяются понятия календарного старения и старения из-за циклирования. С точки зрения физики такое разграничение не вполне обосновано, поскольку календарное старение может трактоваться как износ при токах утечки, вместе с тем влияние состояния АКБ на темп ее деградации очевидно.

В [22] для литий-никель-марганец-кобальт-оксидного аккумулятора устанавливается связь между деградацией параметров и техническими особенностями определения *SOC* системой управления батареями, фиксирующей ток, напряжение и температуру ячеек. Эксперименты проводились на восьми элементах, половина из которых были новыми, а другая половина – бывшими в употреблении с *SOH* = 0,9. Найдено, что время установления стабильного напряжения, необходимого для корректного определения соотношения между напряжением и *SOC*, в худшем случае составило 20 мин как для новых, так и для изношенных АКБ. По данным [22], функция зависимости *SOC* от  $U_{pd}$  существенно не меняется при изменении

температуры от 23 до 45 °C для всех исследованных батарей. Полученные экспериментальные данные могут быть использованы для тестирования и настройки моделей и систем управления АКБ, однако не дают значимого результата по определению состояния износа *SOH*.

Основательный обзор механизмов и особенностей деградации литий-ионных АКБ, используемых в электромобилях, представлен в [23]. Приведено большое количество ссылок на исследования по старению АКБ, описаны литий-ионные батареи различных химических схем. Рассмотрены особенности износа АКБ в трех режимах работы в электромобилях (заряд, простой и нагрузка), охарактеризовано влияние различных условий. Отдельно обсуждаются механизмы деградации катода, анода и электролита. Проведен систематический анализ механизма старения АКБ при эксплуатации в электромобилях, позволяющий сформулировать рекомендации по продлению срока их службы.

Таким образом, описанные в литературе модели деградации специфичны для заданного типа АКБ, строятся для predetermined режимов циклирования, где износ параметризуется номером цикла, и имеют достаточно громоздкие формулировки. Их трудно использовать для технико-экономических расчетов по применению тех или иных батарей в различных энергетических системах. Поэтому построение универсальных моделей износа АКБ, работающих при произвольных графиках нагрузки, представляется актуальной задачей.

В данной статье предложен подход к моделированию долгосрочной деградации рабочих параметров АКБ, использующий концепцию непрерывного износа. Универсальность модели заключается в ее применимости к произвольным (нерегулярным) режимам работы и различным типам батарей. При этом модель абстрагируется от информации о текущих зарядно-разрядных характеристиках, пренебрегает зависимостью эффективной емкости АКБ от силы тока, принимает другие упрощения, которые, однако, не влияют на адекватность результатов моделирования долгосрочной работы. В качестве текущей переменной в модели выступает физическое время работы АКБ. Дискретизация по времени при расчете может быть порядка одной минуты, что, по сути, соответствует учету текущей, непрерывной во времени деградации. Моделируется деградация основного параметра – емкости АКБ. Предполагается, что все прочие параметры могут быть вычислены независимым методом с использованием величины деградации емкости.

Для настройки модели требуется массив экспериментальных данных по износу заданного типа АКБ. Принципиальной задачей при этом является выбор параметров, наилучшим образом аппроксимирующих экспериментальные данные, т. е. оптимизация. При значительном количестве варьируемых параметров (десять и более) задача практически не решается классическими методами. Тогда в некоторых случаях устанавливаются функциональные связи между параметрами, используется оптимизация по независимым группам параметров, другие приемы. В данной работе для

оптимизации применяется метод случайного поиска в сочетании с генетическим алгоритмом.

Построение модели продемонстрировано на примере батареи Delta GEL-12-55 при минимальном объеме данных по деградации, взятых из технического описания производителя [24]. Показана работоспособность модели и алгоритма оптимизации параметров.

### Модель непрерывного износа АКБ

Рассматривая процесс старения АКБ с общих позиций, предполагаем непрерывность процесса износа, темп которого в каждый момент времени определяется функцией износа  $\varphi$ , зависящей от текущего состояния заряда АКБ, величины протекающего тока, температуры и иных параметров:  $\varphi = \varphi(SOC(t), I(t), T(t), \dots)$ . При таком подходе величина износа (деградации)  $R_{deg}$  является безразмерной функцией времени эксплуатации АКБ и зависит от всей истории ее работы

$$R_{deg}(\tau) = \frac{1}{\tau_0} \int_{t=0}^{\tau} \varphi(t) dt, \quad (1)$$

где  $\tau_0$  – характерное время деградации АКБ.

Величина деградации однозначно связывается с номинальной ( $C_N$ ) и действительной емкостью АКБ:  $C(\tau) = C_N (1 - R_{deg}(\tau))$ .

Расчеты деградации АКБ в рамках такой модели могут быть относительно трудоемкими ввиду малого шага интегрирования, однако при этом достигаются ее универсальность и логическая строгость. Общая форма функции износа может быть предложена исходя из известных качественных закономерностей деградации АКБ, а значения параметров должны быть получены решением соответствующей задачи оптимизации.

При конструировании функции износа предполагаем, что основным фактором деградации является протекание тока (в том числе тока утечки), при этом текущее состояние АКБ ( $SOC$ , температура) влияет на силу действия этого основного фактора. Экспериментальные данные свидетельствуют о наличии фазы тренировки в начале жизненного цикла АКБ, когда ее параметры несколько улучшаются. Характерным является также ускорение деградации после стадии тренировки при неизменных условиях эксплуатации (рис. 1). Для отражения указанных закономерностей функция износа должна содержать слагаемое, непосредственно связанное с величиной протекающего тока, обеспечивающее линейный износ, и слагаемое, обуславливающее нелинейный тренд тренировка – ускоряющийся износ. Функция износа может иметь достаточно общий вид и включать любое количество параметров, например:

$$\begin{aligned} \varphi(t) &= f_1(t) f_2(t) f_3(t) - f_4(t); \\ f_1(t) &= \left( \tilde{I}_0 + |\tilde{I}(t)| \right)^\alpha; \end{aligned} \quad (2)$$

$$f_2(t) = 1 + b_1 |SOC(t) - SOC_{opt}| + b_2 |SOC(t) - SOC_{opt}|^2 + \dots;$$

$$f_3(t) = 1 + c_1 |T(t) - T_{opt}| + c_2 |T(t) - T_{opt}|^2 + \dots;$$

$$f_4(t) = \varphi_0 |\tilde{I}(t)|^\beta - d_1 \tilde{Q}(t) |SOC(t) - SOC_{opt}|^\gamma,$$

где  $\tilde{I}(t)$ ,  $\tilde{i}_0$  – безразмерный ток заряда-разряда и модельный ток саморазря-

да (обезразмеривание по масштабу  $I_0 = C_N / 1$  ч);  $\tilde{Q}(t) = \frac{1}{C_N} \int_0^t |I(\tau) + i_0| d\tau$  –

общий заряд, прошедший через АКБ за все время службы, обезразмеренный по масштабу  $C_N$ ;  $T(t)$  – температура АКБ;  $SOC(t)$  – текущее значение состояния зарядки.

Влияние протекающего тока в (2) корректируется отклонением от оптимальных (наиболее благоприятных) значений  $SOC_{opt}$  (функция  $f_2(SOC(t))$ ) и рабочей температуры  $T_{opt}$  (функция  $f_3(T(t))$ ).

Для моделирования стадии тренировки АКБ и тренда ускорения деградации в функцию износа введено слагаемое  $f_4(t)$ , которое имеет отрицательное значение в момент начала эксплуатации батареи и растет со временем. Выбор  $f_1(t)$ ,  $f_4(t)$  в виде показательных функций в (2) обусловлен тем, что короткий степенной ряд не может качественно аппроксимировать нелинейную монотонно растущую функцию. Кроме того, коэффициенты ряда могут быть знакопеременными, что не всегда удобно при оптимизации. Поскольку в процессе эксплуатации АКБ реализуются всевозможные токовые режимы, определим  $SOC(t)$  на основе номинальной  $C_N$ , а не действительной емкости, варьирующейся в зависимости от силы тока разряда.

$$SOC(t) = \frac{\int_0^t I(\tau) d\tau - i_0 t}{C_N (1 - R_{deg})}. \quad (3)$$

Таким образом, функция моментального износа может иметь вид

$$\begin{aligned} \varphi(t) = & \left( |\tilde{I}| + \tilde{i}_0 \right)^\alpha \left( 1 + b_1 |SOC - SOC_{opt}| + b_2 |SOC - SOC_{opt}|^2 \right) \times \\ & \times \left( 1 + c_1 |T - T_{opt}| \right) - \varphi_0 |\tilde{I}|^\beta + d_1 \tilde{Q} |SOC - SOC_{opt}|^\gamma \left( 1 + c_1 |T - T_{opt}| \right). \end{aligned} \quad (4)$$

Для краткости функции  $\tilde{I}(t)$ ,  $SOC(t)$ ,  $T(t)$ ,  $\tilde{Q}(t)$  в (4) записаны без аргументов. Интенсивность тренировки АКБ в модели связана с силой тока заряда-разряда, поскольку в отсутствие тока тренировка не осуществляется, этим предотвращается нефизичная тренировка АКБ при простое. Зависимость износа от состояния  $SOC$  для линейной и нелинейной частей определена различными функциями с целью увеличения гибкости моде-

ли. Таким образом, модель (4) характеризуется набором параметров  $\{\tilde{i}_0, SOC_{opt}, b_1, b_2, T_{opt}, c_1, \tau_0, \varphi_0, d, \alpha, \beta, \gamma\}$ , которые следует определить исходя из экспериментальных или иных достоверных данных. Параметры  $\alpha, \beta, \gamma, SOC_{opt}, b_1, b_2, d, \tilde{i}_0, \varphi_0$  безразмерные;  $T_{opt}$  имеет размерность температуры; разность  $T - T_{opt}$  определяется в градусах; параметр  $c_1$  имеет размерность, обратную температуре  $1/^\circ\text{C}$ ;  $\tau_0$  – размерность времени, определяется в часах.

Предполагается, что износ АКБ не зависит от направления тока, влияние факторов температуры и  $SOC$  мультипликативно, не учитывается зависимость действительной емкости от силы тока разряда, упрощенно учитывается гальванический КПД аккумулятора, зависимости представлены в форме простейших функций. Однако если учитывать цели моделирования и характер исходных данных, сделанные допущения представляются оправданными и, как будет показано ниже, позволяют адекватно воспроизводить характер старения АКБ.

#### Генетический алгоритм оптимизации модели текущего износа АКБ

Методология генетического алгоритма оптимизации широко представлена в литературе [25]. Генетический алгоритм успешно использовался для восстановления параметров кинетики термического разложения твердых топлив органического происхождения при интерпретации дериватографических данных [26], поиска параметров адаптивной системы управления робототехнических систем, решения экономических и других задач. Специфика его применения определяется конкретной задачей.

Несмотря на простую структуру модели текущего износа, большое количество определяющих ее параметров делает невозможным прямое применение классических методов оптимизации. Воспользуемся методом случайного поиска в сочетании с генетическим алгоритмом. Его реализация в рассматриваемой задаче сводится к следующему: строится вычислительная процедура для расчета износа АКБ при заданных значениях параметров модели (1)–(4). При этом зависимость силы тока от времени  $I(t)$  является заданной и соответствует некоторому режиму работы АКБ. В результате вычислительной процедуры получается зависимость  $C(t)$ , которая сравнивается с соответствующими экспериментальными данными  $C_{exp}(t_i)$  в некоторые моменты времени  $t_i$ . По результатам сравнения вычисляется среднеквадратичное отклонение

$$\sigma = \frac{1}{C_N} \sqrt{\frac{\sum_j \sum_i (C_j(t_{i,j}) - C_{exp,j}(t_{i,j}))^2}{\sum_j n_j}},$$

где  $n_j$  – число экспериментальных (реперных) точек для  $j$ -го режима циклирования.

Для того чтобы при расчете избежать отрицательного  $C(t)$ , используются начальные значения параметров, заведомо занижающие скорость износа. После выбора параметров, обеспечивающих расчет всех необходимых режимов износа, запускается оптимизационный алгоритм, который формирует коллекцию наборов параметров, дающих наименьшее значение среднеквадратичного отклонения. Работа оптимизационного алгоритма состоит в последовательном запуске процедуры случайного поиска, генетического алгоритма и сортировки коллекции.

Случайный поиск заключается в модификации одного из лучших имеющихся наборов случайными приращениями, последующем расчете среднеквадратичного отклонения для него и размещении нового варианта в коллекции, если полученное для него значение среднеквадратичного отклонения меньше, чем для худшего набора из коллекции.

В ходе генетического алгоритма из коллекции случайным образом выбираются два набора параметров и вычисляется величина

$$P = \frac{(\sigma_1 - \sigma_{best})(\sigma_2 - \sigma_{best})}{(\sigma_{worse} - \sigma_{best})^2},$$

где  $\sigma_1, \sigma_2$  – среднеквадратичные отклонения для выбранных случайным образом наборов параметров;  $\sigma_{best}, \sigma_{worse}$  – то же для наилучшего и наихудшего наборов коллекции.

После этого генерируется случайное число от 0 до 1, и если оно оказывается больше  $P$ , то из двух выбранных наборов параметров формируется новый скрещенный. При такой процедуре преимущество в скрещивании получают наборы с более низким значением  $\sigma$ . Скрещенный набор параметров может быть средним арифметическим выбранных наборов либо их линейной комбинацией со случайным весом каждого из наборов. Далее для скрещенного набора производится расчет среднеквадратичного отклонения, и если оно меньше, чем для худшего набора коллекции, скрещенный набор добавляется в коллекцию.

При сортировке из коллекции удаляются худшие результаты. Предельный нижний размер коллекции не играет существенной роли в большинстве задач, но тем не менее он не должен быть слишком малым. Для данной задачи использовалась коллекция порядка 1000 наборов параметров.

Важный момент реализации общей процедуры оптимизации – определение возможного диапазона значений параметров при случайном поиске. Такой диапазон достаточно легко устанавливается, если параметры модели имеют определенный физический смысл. Величина случайной флуктуации параметров максимальна в начале процедуры оптимизации и затем уменьшается, когда случайный поиск перестает приводить к улучшению коллекции. Верхнее ограничение случайной флуктуации обусловлено риском физически неадекватных вариантов решения. Расчет проводится до тех пор, пока среднеквадратичное отклонение для лучших наборов в коллекции не стабилизируется.

### Экспериментальные данные для оптимизации параметров

Известную трудность при построении модели может представлять получение систематических экспериментальных данных по деградации определенного типа АКБ. Такие исследования являются дорогостоящими, данные компаний-производителей составляют коммерческую тайну, а сведения, приводимые в технических паспортах изделий, схематичны и неполны. В открытом доступе имеется ряд исследовательских баз данных о деградации АКБ, в частности Oxford Battery Degradation Dataset [27], CALCE [28, 29], NASA Prognostics Data Repository [30, 31]. Имеются базы в Sandia National Lab и других центрах [32]. База данных [27] содержит сведения о напряжении, токе и температуре для ряда литий-ионных АКБ с первого цикла зарядки-разрядки через каждые 100 стандартизированных циклов. Методика измерений и информация о базовых моделях представлены в [33].

Для данной статьи используем сведения о деградации емкости из технического описания свинцово-кислотной батареи Delta GEL-12-55 [24] при нормальной температуре (рис. 1, 2).

Несмотря на существенную разницу в количестве рабочих циклов при различной глубине разрядки, интерпретация данных (рис. 1) показывает, что общее количество пропущенного через АКБ заряда (суммарно зарядного и разрядного тока) изменяется не столь значительно (рис. 3).

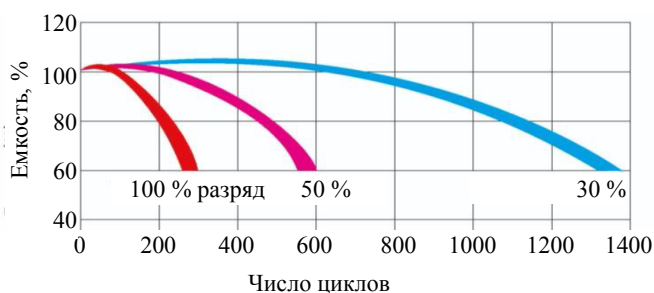


Рис. 1. Деградация емкости батареи Delta GEL-12-55 при циклировании в токовом режиме 0,1C [24]

Fig. 1. Delta GEL-12-55 battery capacity degradation while cycling at 0.1C current regime [24]

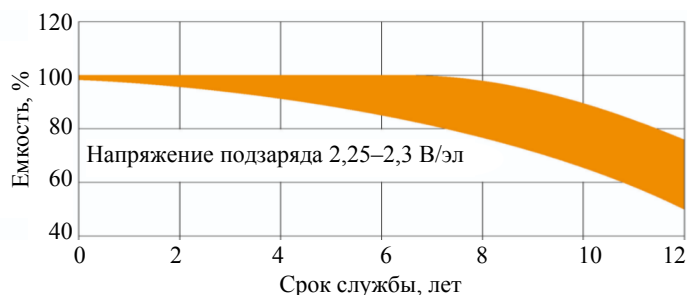


Рис. 2. Деградация емкости батареи Delta GEL-12-55 в буферном режиме работы [24]

Fig. 2. Delta GEL-12-55 battery capacity degradation under a standby mode of operation [24]

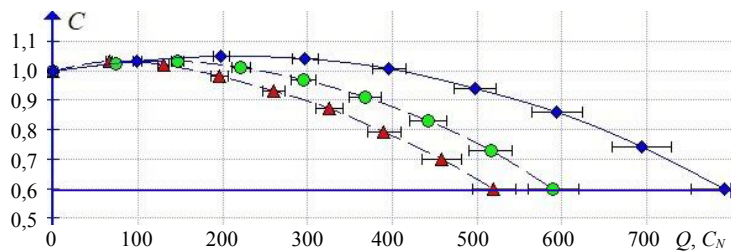


Рис. 3. Зависимость емкости от величины общего пропущенного заряда в единицах номинальной емкости  $C_N$  при различной глубине разрядки: 1 –  $DOD = 30\%$ ; 2 –  $50\%$ ; 3 –  $100\%$ ; погрешность по оси абсцисс  $5\%$

Fig. 3. Actual capacity of a battery as a function of total current throughput expressed in nominal capacity units  $C_N$ : 1 –  $DOD = 30\%$ ; 2 –  $50\%$ ; 3 –  $100\%$ ; error by abscissa axis is  $5\%$

Найдем достаточное количество реперных точек, приближение к которым является целью оптимизации (оно должно существенно превышать число определяемых параметров), и представим их в виде табл. 1–3. Реперные точки могут быть сгущены на участках, требующих лучшей аппроксимации. Количество и точность экспериментальных данных определяют надежность полученной на их основе модели. Очевидно, что при отсутствии экспериментальных данных по температурной зависимости деградации параметров АКБ или зависимости от силы тока отсутствует возможность определения параметров, входящих в соответствующий множитель в модели деградации, количество искомых параметров при этом уменьшается.

Таблица 1

Реперные точки для оптимизации модели деградации батареи Delta GEL-12-55 (рис. 1):  
 $I = 0,1C$ ;  $SOC_{fin} = 0$  [24]

Reference points for optimizing the degradation model of the Delta GEL-12-55 battery (Fig. 1):  $I = 0.1C$ ;  $SOC_{fin} = 0$  [24]

|                             |   |       |      |      |      |      |      |      |      |
|-----------------------------|---|-------|------|------|------|------|------|------|------|
| Номер цикла $N$             | 0 | 33    | 65   | 98   | 130  | 163  | 195  | 229  | 260  |
| Пропущенный заряд $Q, C_N$  | 0 | 66    | 130  | 196  | 260  | 326  | 390  | 458  | 520  |
| Фактическая емкость $C/C_0$ | 1 | 1,025 | 1,02 | 0,98 | 0,93 | 0,87 | 0,79 | 0,70 | 0,60 |

Таблица 2

Реперные точки для оптимизации модели деградации батареи:  $I = 0,1C$ ;  $SOC_{fin} = 0,5$

Reference points for optimizing the battery degradation model:  $I = 0.1C$ ;  $SOC_{fin} = 0.5$

|                             |   |       |      |      |      |      |      |      |     |
|-----------------------------|---|-------|------|------|------|------|------|------|-----|
| Номер цикла $N$             | 0 | 73    | 147  | 221  | 295  | 368  | 442  | 516  | 590 |
| Пропущенный заряд $Q, C_N$  | 0 | 73    | 147  | 221  | 295  | 368  | 442  | 516  | 590 |
| Фактическая емкость $C/C_0$ | 1 | 1,025 | 1,03 | 1,01 | 0,97 | 0,91 | 0,83 | 0,73 | 0,6 |

Таблица 3

Реперные точки для оптимизации модели деградации батареи:  $I = 0,1C$ ;  $SOC_{fin} = 0,7$

Reference points for optimizing the battery degradation model:  $I = 0.1C$ ;  $SOC_{fin} = 0.7$

|                             |   |      |      |      |      |      |      |      |      |
|-----------------------------|---|------|------|------|------|------|------|------|------|
| Номер цикла $N$             | 0 | 165  | 330  | 495  | 660  | 830  | 990  | 1156 | 1320 |
| Пропущенный заряд $Q, C_N$  | 0 | 99   | 198  | 297  | 396  | 498  | 594  | 694  | 792  |
| Фактическая емкость $C/C_0$ | 1 | 1,03 | 1,05 | 1,04 | 1,00 | 0,94 | 0,86 | 0,74 | 0,60 |

Функция токовой нагрузки АКБ, соответствующая данным циклирования (рис. 2), определяется следующим образом: разряд током  $0,1C$  от состояния  $SOC = 1,0$  до  $SOC_{fin} = 0,7$ ,  $SOC_{fin} = 0,5$  или  $SOC_{fin} = 0$ ; последующий заряд током  $0,1C$  до  $SOC = 1,0$ . Температура окружающей среды  $T_a = 20^\circ C$ , температура АКБ соответствует  $T_a$ . Функция токовой нагрузки (начальное состояние  $SOC = 1,0$ )

$$I(t) = \begin{cases} -0,1C, & N\tau_1 < t < N\tau_1 + \tau_D; \\ 0,1C, & N\tau_1 + \tau_D < t < (N+1)\tau_1, \end{cases} \quad (5)$$

где  $N = \text{Int}(t/\tau_1)$  – текущий номер цикла;  $\tau_1$ ,  $\tau_C$ ,  $\tau_D$  – период цикла разрядки-зарядки, время заряда и разряда соответственно, определяемые токовым режимом и гальванической эффективностью цикла зарядки-разрядки  $\eta$ , ч:

$$\tau_D = \frac{(1 - SOC_{fin})C}{0,1C}; \quad (6)$$

$$\tau_C = \frac{(1 - SOC_{fin})C}{0,1C\eta}; \quad (7)$$

$$\tau_1 = \tau_D + \tau_C.$$

В расчетах стандартного циклирования с заданным  $SOC_{fin}$  принято  $\eta = 1$ .

Реперные точки деградации АКБ в буферном режиме в соответствии с рис. 3 представлены в табл. 4.

Таблица 4

Реперные точки по деградации батарей в буферном режиме работы  
Reference points for battery degradation under a standby mode of operation

|                             |      |       |       |       |        |
|-----------------------------|------|-------|-------|-------|--------|
| Время работы $t$ , ч        | 0    | 25000 | 50000 | 75000 | 100000 |
| Фактическая емкость $C/C_0$ | 1,00 | 1,05  | 0,96  | 0,84  | 0,68   |

Нагрузка АКБ в буферном режиме определялась следующей моделью: разряд:  $0C$  (учитывается только сила тока саморазряда  $i_0$ ) в течение 500 ч, далее  $0,1C$  (работа) в течение 3 ч, затем заряд с силой тока  $0,05C$  в течение 7 ч. Взятое с запасом время заряда позволяет избежать постепенного разряда АКБ за счет тока саморазряда.

Во всех режимах при достижении полного разряда или заряда АКБ до окончания соответствующего цикла зарядки-разрядки прекращается, сила тока принимается равной нулю. При этом продолжительность периода не меняется.

Алгоритм оптимизации, описанный выше, реализован в Wolfram Mathematica и включал в себя вычислительную процедуру для расчета износа АКБ при заданных параметрах модели деградации, а также реализацию оптимизационного алгоритма для подбора наиболее благоприятных параметров модели. Шаг по времени для интегрирования системы обыкновенных дифференциальных уравнений составлял порядка 1 ч. Расчет проводился с уменьшением диапазона случайного разброса параметров от 15 до 0,1 % величины соответствующего параметра, при этом стандартное отклонение, достигнутое в конце расчета, около 2 %. Время оптимизации 10–20 мин на компьютере с процессором Intel i5. Очевидно, время расчета будет расти обратно пропорционально выбранному кванту времени для интегрирования и увеличиваться при возрастании количества искомых параметров.

На рис. 4 представлены кривые деградации АКБ, соответствующие полученным в результате оптимизации значениям параметров модели, совмещенные с кривыми рис. 2, 3 (значками обозначены реперные точки для оптимизации параметров модели; заштрихованные области соответствуют данным о деградации емкости от производителя).

Анализ результатов показывает, что представленная модель деградации емкости АКБ адекватно воспроизводит экспериментальные данные и основные качественные и количественные тренды. Среднеквадратичное отклонение модельной кривой от равномерно распределенных реперных точек около 2 %, что существенно меньше характерной дисперсии соответствующих экспериментальных данных. Несмотря на то что качество представляемой в кратком техническом описании производителя информации [24] может быть поставлено под сомнение, сама модель и общий метод оптимизации параметров на данном примере продемонстрировали работоспособность. Предложенный метод оптимизации позволяет в течение разумного времени расчета (в нашем случае несколько десятков минут) оптимизировать десять параметров имитационной модели, при этом их количество может быть увеличено.

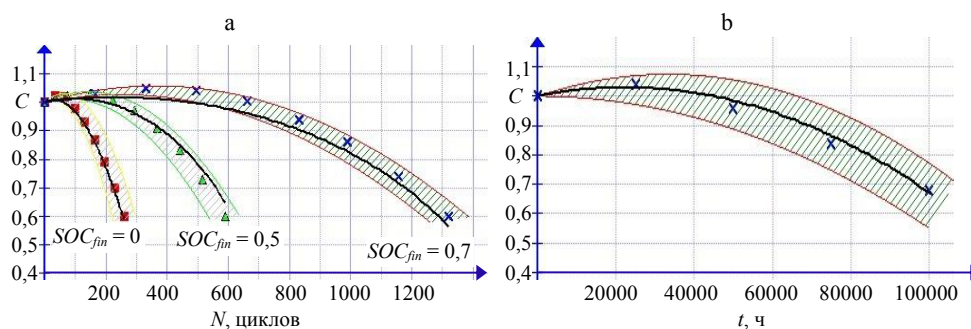


Рис. 4. Расчетные кривые деградации емкости батареи: а – режимы с постоянным  $SOC_{fin}$ : 1 –  $SOC_{fin} = 0$ ; 2 – 0,5; 3 – 0,7; б – буферный режим

Fig. 4. Computed battery capacity degradation curves: а – regimes with fixed final  $SOC_{fin}$ : 1 –  $SOC_{fin} = 0$ ; 2 – 0.5; 3 – 0.7; б – standby operation mode

Поскольку ряду параметров модели может быть приписан физический смысл, их анализ позволяет делать физически значимые выводы. Время жизни АКБ, соответствующее линейной деградации ( $\tau_0 = 1,5 \cdot 10^6$  ч), оказывается значительно выше действительного срока службы АКБ, следовательно, именно нелинейное самоускорение деградации ограничивает его ресурс. Значение оптимального состояния заряженности свинцового АКБ в модели  $SOC_{opt} = 0,95$ , что хорошо согласуется с опытными данными. Малое значение модельного тока утечки  $i_0 = 6 \cdot 10^{-5} C$  говорит о том, что данный параметр практически не влияет на износ в случае интенсивной работы АКБ и начинает проявляться только при крайне малоинтенсивной работе АКБ в буферном или дежурном режиме. При этом его наличие делает модель физически более адекватной.

### ВЫВОДЫ

1. Предложен универсальный подход к прямому моделированию деградации емкости аккумуляторной батареи, основанный на концепции ее непрерывного износа в течение срока эксплуатации. Сформулирована эмпирическая модель, не рассматривающая детально характеристики состояния аккумуляторной батареи на протяжении отдельного цикла зарядки-разрядки. Износ батареи при отсутствии внешней нагрузки интерпретируется как деградация за счет тока внутренней утечки. Для оптимизации параметров модели применяется метод случайного поиска в сочетании с генетическим алгоритмом отбора.

2. Построена модель деградации емкости свинцово-кислотной батареи Delta GEL-12-55 на основе предложенного подхода с использованием данных о ее износе в стандартных циклах зарядки-разрядки и при буферном режиме работы, приведенных в техническом описании от производителя. Показаны работоспособность алгоритма оптимизации параметров и адекватность полученной модели. Несмотря на ее эмпирический характер, применяемые функциональные зависимости основаны на физических закономерностях работы и износа АКБ. Ввиду данного обстоятельства найденные параметры модели приобретают физический смысл и могут использоваться как характеристики конкретного типа АКБ. Так, оптимальное состояние заряженности для моделируемого типа АКБ  $SOC_{opt} = 0,95$ , характерное время линейного износа  $\tau_0 = 1,5 \cdot 10^6$  ч.

3. Разработан метод оптимизации параметров, который может применяться для настройки других эмпирических моделей деградации АКБ при соответствующих экспериментальных данных. При наличии подобных моделей деградации для различных типов АКБ возможны моделирование их совместной работы и выявление синергетических эффектов в тех или иных условиях эксплуатации, оптимизация стоимости буферизации электроэнергии.

4. Дальнейшее развитие данного подхода к моделированию деградации АКБ должно заключаться, прежде всего, в настройке и уточнении функции

износа для АКБ различных типов при разных температурах и токовых режимах. При положительных результатах тестирования и определенном распространении подобных моделей возможно их использование для универсального представления больших массивов экспериментальных данных по износу конкретных видов АКБ.

#### ЛИТЕРАТУРА

1. Мировой рынок накопителей энергии [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://nangs.org/news/renewables/eksperity-mirovoy-rynok-nakopiteley-energii-do-2030-goda-budet-rastina-23-v-god>. Дата доступа: 20.05.2022.
2. Manwell, J. F. Lead Acid Battery Storage Model for Hybrid Energy Systems / J. F. Manwell, J. G. McGowan // *Solar Energy*. 1993. Vol. 50, Iss. 5. P. 399–405. [https://doi.org/10.1016/0038-092X\(93\)90060-2](https://doi.org/10.1016/0038-092X(93)90060-2).
3. Борисевич, А. В. Моделирование литий-ионных аккумуляторов для систем управления батареями: обзор текущего состояния [Электронный ресурс] / А. В. Борисевич // *Современная техника и технологии*. 2014. № 5. Режим доступа: <https://technology.snauka.ru/2014/05/3542>.
4. Ceraolo, M. Experimentally Determined Models for High-Power Lithium Batteries / M. Ceraolo, G. Lutzemberger, T. Huria // *SAE International*. 2011. <https://doi.org/10.4271/2011-01-1365>.
5. Huria, T. Simplified Extended Kalman Filter Observer for SOC Estimation of Commercial Power-Oriented LFP Lithium Battery Cells / T. Huria [et al.] // *SAE 2013 World Congress & Exhibition*. <https://doi.org/10.4271/2013-01-1544>.
6. Barsali, T. Dynamic Models of Lead Acid Batteries: Implementation Issues / T. Barsali, M. Ceraolo // *IEEE Transactions on Energy Conversion*. 2002. Vol. 17, Iss. 1. P. 16–23. <https://doi.org/10.1109/60.986432>.
7. Bindner, H. Lifetime Modelling of Lead Acid Batteries / H. Bindner [et al.]. Denmark. Forskningscenter Risoe. Risoe-R No. 1515 (EN), 2005.
8. Mkahl, R. Modeling Charging Stations Batteries for Electric Vehicles / R. Mkahl, A. Nait Sidi Moh // *Journal of Aisan Electric Vehicles*. 2013. Vol. 11, No 2. P. 1667–1675. <https://doi.org/10.4130/jaev.11.1667>.
9. Доброго, К. В. Моделирование аккумуляторных батарей и их сборок с учетом деградации параметров / К. В. Доброго, Ю. В. Бладыко // *Энергетика. Изв. высш. учеб. заведений и энерг. объединений СНГ*. 2021. Т. 64, № 1. С. 27–39. <https://doi.org/10.21122/1029-7448-2021-64-1-27-39>.
10. Доброго, К. В. Моделирование сборок аккумуляторных батарей в электронной лаборатории / К. В. Доброго, Ю. В. Бладыко // *Энергетика. Изв. высш. учеб. заведений и энерг. объединений СНГ*. 2021. Т. 64, № 5. С. 381–392. <https://doi.org/10.21122/1029-7448-2021-64-5-381-392>.
11. Klein, R. State Estimation of a Reduced Electrochemical Model of a Lithium-Ion Battery / R. Klein [et al.] // *Proceedings of the 2010 American Control Conference*, 2010. P. 6618–6623. <https://doi.org/10.1109/ACC.2010.5531378>.
12. Chen, M. Accurate Electrical Battery Model Capable of Predicting Runtime and IV Performance / M. Chen, G. A. Rincon-Mora // *IEEE Transactions on Energy Conversion*. 2006. Vol. 21, Iss. 2. P. 504–511. <https://doi.org/10.1109/TEC.2006.874229>.
13. Nonlinear State Estimation of a Degrading Battery System [Electronic Resource]. Mode of access: <https://www.mathworks.com/help/control/ug/nonlinear-state-estimation-of-a-degrading-battery-system.html>. Date of access: 10.03.2022.
14. Huria, T. High Fidelity Electrical Model with Thermal Dependence for Characterization and Simulation of High Power Lithium Battery Cells / T. Huria [et al.] // *2012 IEEE International Electric Vehicle Conference*. 4–8 March 2012, Greenville. <https://doi.org/10.1109/IEVC.2012.6183271>.

15. Cordoba-Arenas, A. Capacity and Power Fade Cycle-Life Model for Plug-in Hybrid Electric Vehicle Lithium-Ion Battery Cells Containing Blended Spinel and Layered-Oxide Positive Electrodes / A. Cordoba-Arenas [et al.] // *Journal of Power Sources*. 2015. Vol. 278. P. 473–483. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2014.12.047>.
16. Li, L. Battery Remaining Useful Life Prediction with Inheritance Particle Filtering / L. Li [et al.] // *Energies*. 2019. Vol. 12, Iss. 14. 2784. <https://doi.org/10.3390/en12142784>.
17. Unagar, A. Learning to Calibrate Battery Models in Real-Time with Deep Reinforcement Learning / A. Unagar [et al.] // *Energies*. 2021. Vol. 14, Iss. 5. 1361. <https://doi.org/10.3390/en14051361>.
18. Simulink [Electronic Resource]. Mode of access: <https://www.mathworks.com/products/simulink.html>. Date of access: 10.06.2022.
19. Wan, E. A. The Unscented Kalman Filter for Nonlinear Estimation / E. A. Wan, R. Van Der Merwe // *Proceedings of the IEEE 2000 Adaptive Systems for Signal Processing, Communications, and Control Symposium (Cat. No 00EX373)*. 4 October 2000, Lake Louise. <https://doi.org/10.1109/ASSPCC.2000.882463>.
20. Lithium-Ion Battery Aging Model [Electronic Resource]. Mode of access: <https://www.mathworks.com/help/physmod/sps/ug/12-8-v-40-ah-lithium-ion-lifepo4-battery-aging-model-1000-h-simulation.html>. Date of access: 10.06.2022.
21. Xu, B. Modeling of Lithium-Ion Battery Degradation for Cell Life Assessment / B. Xu [et al.] // *IEEE Transactions on Smart Grid*. 2016. Vol. 9, Iss. 2. P. 1131–1140. <https://doi.org/10.1109/TSG.2016.2578950>.
22. Thingvad, M. Characterization of NMC Lithium-Ion Battery Degradation for Improved Online State Estimation / M. Thingvad [et al.] // *Proceedings of 55<sup>th</sup> International Universities Power Engineering Conference*. 1–4 September 2020, Turin. <https://doi.org/10.1109/UPEC49904.2020.9209879>.
23. Guo, J. Lithium-Ion Battery Operation, Degradation, and Aging Mechanism in Electric Vehicles: An Overview / J. Guo [et al.] // *Energies*. 2021, Vol. 14, Iss. 17. 5220. <https://doi.org/10.3390/en14175220>.
24. Аккумуляторная батарея Delta GEL 12-55 (12V / 55Ah) [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.delta-battery.ru/catalog/delta-gel/delta-gel-12-55/>. Дата доступа: 10.06.2022.
25. Гладков, Л. А. Генетические алгоритмы / Л. А. Гладков, В. В. Курейчик, В. М. Курейчик. М.: Физматлит, 2010. 368 с.
26. Доброго, К. В. Определение параметров кинетики термического разложения твердых топлив из данных термогравиметрического анализа / К. В. Доброго, А. А. Шевель, И. А. Козначеев // *Тепло- и массоперенос – 2012*. Минск: ИТМО им. А. В. Лыкова НАН Беларуси, 2013. С. 296–299.
27. Oxford Battery Degradation Dataset [Electronic Resource]. Mode of access: <https://ora.ox.ac.uk/objects/uuid:03ba4b01-cfed-46d3-9b1a-7d4a7bdf6fac>. Date of access: 15.03.2022.
28. Battery Research Group [Electronic Resource] // University of Maryland. A. James Clark School of Engineering. Center for Advanced Life Cycle Engineering. Mode of access: <https://calce.umd.edu/battery-research-group>. Date of access: 15.03.2022.
29. Yu, H. Life-Cycle Parameter Identification Method of an Electrochemical Model for Lithium-Ion Battery Pack / H. Yu [et al.] // *Journal of Energy Storage*. 2022. Vol. 47. P. 103591. <https://doi.org/10.1016/j.est.2021.103591>.
30. Saha, B. Battery Data Set / B. Saha, K. Goebel // *NASA Ames Prognostics Data Repository*, NASA Ames Research Centre, Moffett Field, CA, USA. 2007. Mode of access: <https://www.nasa.gov/content/prognostics-center-of-excellence-data-set-repository>. Date of access: 10.06.2022.
31. Prognostics for Batteries Aging Experiments and Modeling / A. Saxena [et al.] // *NASA Ames Research Center, NASA Battery Workshop*. 2012. Mode of access: [https://www.nasa.gov/sites/default/files/atoms/files/prog\\_batt\\_aging\\_exp\\_model\\_asaxena.pdf](https://www.nasa.gov/sites/default/files/atoms/files/prog_batt_aging_exp_model_asaxena.pdf). Date of access: 10.06.2022.
32. BatteryArchive.org [Electronic Resource]. Mode of access: [https://www.batteryarchive.org/study\\_summaries.html](https://www.batteryarchive.org/study_summaries.html). Date of access: 11.05.2022.
33. Birkel, C. R. Diagnosis and Prognosis of Degradation in Lithium-Ion Batteries / C. R. Birkel, University of Oxford. 2017.

## REFERENCES

1. *The World Market of Energy Storage Devices*. Available at: <https://nangs.org/news/renewables/eksperty-mirovoy-rynok-nakopiteley-energii-do-2030-goda-budet-rasti-na-23-v-god> (accessed 20 May 2022) (in Russian).
2. Manwell J. F., McGowan J. G. (1993) Lead Acid Battery Storage Model for Hybrid Energy Systems. *Solar Energy*, 50 (5), 399–405. [https://doi.org/10.1016/0038-092X\(93\)90060-2](https://doi.org/10.1016/0038-092X(93)90060-2).
3. Borisevich A. V. (2014) Modeling of Lithium-Ion Batteries for Battery Management Systems: the Survey of Current State. *Sovremennaya Tekhnika i Tekhnologii = Modern Technics and technologies*, (5). Available at: <https://technology.snauka.ru/2014/05/3542> (accessed 13 September 2022) (in Russian).
4. Ceraolo M., Lutzemberger G., Huria T. (2011) Experimentally Determined Models for High-Power Lithium Batteries. *SAE International*. <https://doi.org/10.4271/2011-01-1365>.
5. Huria T., Ceraolo M., Gazzarri J., Jackey R. (2013) Simplified Extended Kalman Filter Observer for SOC Estimation of Commercial Power-Oriented LFP Lithium Battery Cells. *SAE 2013 World Congress & Exhibition*. <https://doi.org/10.4271/2013-01-1544>.
6. Barsali T., Ceraolo M. (2002) Dynamic Models of Lead Acid Batteries: Implementation Issues. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 17 (1), 16–23. <https://doi.org/10.1109/60.986432>.
7. Bindner H., Cronin T., Lundsager P., Manwell J. F., Abdulwahid U., Baring-Gould I. (2005). *Lifetime Modelling of Lead Acid Batteries*. Denmark. Forskningscenter Risoe. Risoe-R No 1515 (EN).
8. Mkahl R., Nait Sidi Moh A. (2013) Modeling Charging Stations Batteries for Electric Vehicles. *Journal of Aisan Electric Vehicles*, 11 (2), 1667–1675. <https://doi.org/10.4130/jaev.11.1667>.
9. Dobrego K. V., Bladyko V. V. (2021) Modeling of Batteries and their Assemblies Taking into Account the Degradation of Parameters. *Energetika. Izvestiya Vysshikh Uchebnykh Zavedenii i Energeticheskikh Ob'edinenii SNG = Energetika. Proceedings of CIS Higher Education Institutions and Power Engineering Associations*, 64 (1), 27–39. <https://doi.org/10.21122/1029-7448-2021-64-1-27-39> (in Russian).
10. Dobrego K. V., Bladyko Y. V. (2021) Modeling Battery Connections in the Electronic Lab. *Energetika. Izvestiya Vysshikh Uchebnykh Zavedenii i Energeticheskikh Ob'edinenii SNG = Energetika. Proceedings of CIS Higher Education Institutions and Power Engineering Associations*, 64 (5), 381–392. <https://doi.org/10.21122/1029-7448-2021-64-5-381-392> (in Russian).
11. Klein R., Chaturvedi N. A., Christensen J., Ahmed J., Findeisen R., Kojic A. (2010) State Estimation of a Reduced Electrochemical Model of a Lithium-Ion Battery. *Proceedings of the 2010 American Control Conference*, 6618–6623. <https://doi.org/10.1109/ACC.2010.5531378>.
12. Chen M., Rincon-Mora G. A. (2006) Accurate Electrical Battery Model Capable of Predicting Runtime and IV Performance. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 21 (2), 504–511. <https://doi.org/10.1109/TEC.2006.874229>.
13. *Nonlinear State Estimation of a Degrading Battery System*. Available at: <https://www.mathworks.com/help/control/ug/nonlinear-state-estimation-of-a-degrading-battery-system.html> (accessed 10 March 2022).
14. Huria T., Ceraolo M., Gazzarri J., Jackey R. (2012) High Fidelity Electrical Model with Thermal Dependence for Characterization and Simulation of High Power Lithium Battery Cells. *2012 IEEE International Electric Vehicle Conference*. 4–8 March 2012, Greenville, 1–8. <https://doi.org/10.1109/IEVC.2012.6183271>.
15. Cordoba-Arenas A., Onori S., Guezennec Y., Rizzoni G. (2015) Capacity and Power Fade Cycle-Life Model for Plug-in Hybrid Electric Vehicle Lithium-Ion Battery Cells Containing Blended Spinel and Layered-Oxide Positive Electrodes. *Journal of Power Sources*, 278, 473–483. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2014.12.047>.
16. Li L., Saldivar A. A., Bai Y., Li Y. (2019) Battery Remaining Useful Life Prediction with Inheritance Particle Filtering. *Energies*, 12 (14), 2784. <https://doi.org/10.3390/en12142784>.
17. Unagar A., Tian Y., Chao M. A., Fink O. (2021) Learning to Calibrate Battery Models in Real-Time with Deep Reinforcement Learning. *Energies*, 14 (5), 1361. <https://doi.org/10.3390/en14051361>.
18. *Simulink*. Available at: <https://www.mathworks.com/products/simulink.html> (accessed 10 June 2022).

19. Wan E. A., Van Der Merwe R. (2000) The Unscented Kalman Filter for Nonlinear Estimation. *Proceedings of the IEEE 2000 Adaptive Systems for Signal Processing, Communications, and Control Symposium* (Cat. No 00EX373). 4 October 2000, Lake Louise, 153–158. <https://doi.org/10.1109/ASSPCC.2000.882463>.
20. *Lithium-Ion Battery Aging Model*. Available at: <https://www.mathworks.com/help/phymod/sps/ug/12-8-v-40-ah-lithium-ion-lifepo4-battery-aging-model-1000-h-simulation.html> (accessed 10 June 2022).
21. Xu B., Oudalov A., Ublig A., Andersson G., Kirschen D. S. (2016) Modeling of Lithium-Ion Battery Degradation for Cell Life Assessment. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 9 (2), 1131–1140. <https://doi.org/10.1109/TSG.2016.2578950>.
22. Thingvad M., Calearo L., Thingvad A., Viskinde R., Marinell M. (2020) Characterization of NMC Lithium-Ion Battery Degradation for Improved Online State Estimation. *Proceedings of 55<sup>th</sup> International Universities Power Engineering Conference*. 1–4 September 2020, Turin, 1–6. <https://doi.org/10.1109/UPEC49904.2020.9209879>.
23. Guo J., Li Y., Pedersen K., Stroe D.-I. (2021) Lithium-Ion Battery Operation, Degradation, and Aging Mechanism in Electric Vehicles: An Overview. *Energies*, 14 (17), 5220. <https://doi.org/10.3390/en14175220>.
24. *Delta GEL 12-55 Rechargeable Battery (12V/55Ah)*. Available at: <https://www.delta-battery.ru/catalog/delta-gel/delta-gel-12-55/> (accessed 10 June 2022) (in Russian).
25. Gladkov L. A., Kureichik V. V., Kureichik V. M. (2010) *Genetic Algorithms*. Moscow, Fizmatlit Publ. 368 (in Russian).
26. Dobrego K. V., Shevel' A. A., Koznacheev I. A. (2013) Determination of Kinetics Parameters of Thermal Decomposition of Solid Fuels from Thermogravimetric Analysis Data. *Teplo- i Massopereenos – 2012* [Heat and Mass Transfer – 2012]. Minsk, ITMT named after A.V. Lykov of the National Academy of Sciences of Belarus, 296–299 (in Russian).
27. *Oxford Battery Degradation Dataset*. Available at: <https://ora.ox.ac.uk/objects/uuid:03ba4b01-cfed-46d3-9b1a-7d4a7bdf6fac> (accessed 15 March 2022).
28. Battery Research Group. *University of Maryland. A. James Clark School of Engineering. Center for Advanced Life Cycle Engineering*. Available at: <https://calce.umd.edu/battery-research-group> (accessed 15 March 2022).
29. Yu H., Li J., Ji Y., Pecht M. (2022) Life-Cycle Parameter Identification Method of an Electrochemical Model for Lithium-Ion Battery Pack. *Journal of Energy Storage*, 47, 103591. <https://doi.org/10.1016/j.est.2021.103591>.
30. Saha B., Goebel K. (2007) Battery Data Set. *NASA Ames Prognostics Data Repository, NASA Ames Research Centre*, Moffett Field, CA, USA. Available at: <https://www.nasa.gov/content/prognostics-center-of-excellence-data-set-repository> (accessed 10 June 2022).
31. Saxena A., Bole B., Daigle M., Goebel K. (2012) *Prognostics for Batteries. Aging Experiments and Modeling*. Presented at NASA Battery Workshop 2012. Available at: [https://www.nasa.gov/sites/default/files/atoms/files/prog\\_batt\\_aging\\_exp\\_model\\_asaxena.pdf](https://www.nasa.gov/sites/default/files/atoms/files/prog_batt_aging_exp_model_asaxena.pdf) (accessed 10 June 2022).
32. *BatteryArchive.org*. Available at: [https://www.batteryarchive.org/study\\_summaries.html](https://www.batteryarchive.org/study_summaries.html) (accessed 11 May 2022).
33. Birkl C. (2017) *Diagnosis and Prognosis of Degradation in Lithium-Ion Batteries*. University of Oxford.