

Электрохимическая энергетика. 2021. Т. 21, № 2. С. 96–107

*Electrochemical Energetics*, 2021, vol. 21, no. 2, pp. 96–107

<https://energetica.sgu.ru>

<https://doi.org/10.18500/1608-4039-2021-21-2-96-107>

Научная статья

УДК 541.136/136.88:004.942

## МОДЕЛИРОВАНИЕ И ОЦЕНКА ЗАРЯДОВОГО СОСТОЯНИЯ ЛИТИЙ-СЕРНОГО АККУМУЛЯТОРА С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННО-НЕЧЁТКОЙ СЕТИ

Д. В. Колосницын<sup>✉</sup>, А. А. Саввина, Л. А. Храмова, Е. В. Кузьмина, Е. В. Карасева, В. С. Колосницын

*Уфимский Институт химии Уфимского федерального исследовательского центра РАН  
Россия, 450054, г. Уфа, проспект Октября, д. 69*

**Колосницын Дмитрий Владимирович<sup>✉</sup>**, научный сотрудник лаборатории электрохимии, <https://orcid.org/0000-0003-4254-1828>, [DKolosnitsyn@gmail.com](mailto:DKolosnitsyn@gmail.com)

**Саввина Александра Алексеевна**, младший научный сотрудник лаборатории электрохимии, <https://orcid.org/0000-0002-0676-9860>, [asavvina@gmail.com](mailto:asavvina@gmail.com)

**Храмова Людмила Александровна**, аспирант лаборатории электрохимии, <https://orcid.org/0000-0002-6307-6315>, [khramtsovala@mail.ru](mailto:khramtsovala@mail.ru)

**Кузьмина Елена Владимировна**, кандидат химических наук, старший научный сотрудник лаборатории электрохимии, <https://orcid.org/0000-0002-3758-4762>, [kuzmina@anrb.ru](mailto:kuzmina@anrb.ru)

**Карасева Елена Владимировна**, кандидат химических наук, старший научный сотрудник лаборатории электрохимии, <https://orcid.org/0000-0002-8447-7230>, [karaseva@anrb.ru](mailto:karaseva@anrb.ru)

**Колосницын Владимир Сергеевич**, доктор химических наук, профессор, заведующий лабораторией электрохимии, <https://orcid.org/0000-0003-1318-6943>, [kolos@anrb.ru](mailto:kolos@anrb.ru)

**Аннотация.** Оценена возможность определения зарядового состояния литий-серных аккумуляторов с помощью ANFIS-модели. В качестве входных параметров модели использованы легко измеримые на практике физические величины – напряжение на аккумуляторе, скорость его изменения и количество прошедших циклов. Произведён анализ ANFIS моделей с различными параметрами (количеством и типом функций принадлежности). Показано, что ANFIS-модель позволяет оценивать зарядовое состояние литий-серного аккумулятора с точностью более 95%. Предложенный тип моделей может применяться в системах управления и контроля, совместно с цифровыми агрегированными двойниками, для дообучения моделей на реальных данных и увеличения точности оценки зарядового состояния литий-серных аккумуляторов.

**Ключевые слова:** моделирование, нейронные сети, ANFIS, литий-серный аккумулятор, литиевый аккумулятор, литий-ионный аккумулятор

**Для цитирования:** Колосницын Д. В., Саввина А. А., Храмова Л. А., Кузьмина Е. В., Карасева Е. В., Колосницын В. С. Моделирование и оценка зарядового состояния литий-серного аккумулятора с помощью нейронно-нечёткой сети // Электрохимическая энергетика. 2021. Т. 21, № 2. С. 96–107. <https://doi.org/10.18500/1608-4039-2021-21-2-96-107>

Статья опубликована на условиях лицензии Creative Commons Attribution License (CC-BY 4.0)

Article

### Simulation and estimation of lithium-sulfur battery charge state using fuzzy neural network

D. V. Kolosnitsyn<sup>✉</sup>, A. A. Savvina, L. A. Khramtsova, E. V. Kuzmina, E. V. Karaseva, V. S. Kolosnitsyn

*Ufa Institute of Chemistry of the Russian Academy of Sciences  
69 Prospect Oktyabrya, Ufa 450054, Russia*

**Dmitry V. Kolosnitsyn**<sup>✉</sup>, <https://orcid.org/0000-0003-4254-1828>, [DKolosnitsyn@gmail.com](mailto:DKolosnitsyn@gmail.com)

**Alexandra A. Savvina**, <https://orcid.org/0000-0002-0676-9860>, [asavvina@gmail.com](mailto:asavvina@gmail.com)

**Liudmila A. Khramtsova**, <https://orcid.org/0000-0002-6307-6315>, [khramtsovala@mail.ru](mailto:khramtsovala@mail.ru)

**Elena V. Kuzmina**, <https://orcid.org/0000-0002-3758-4762>, [kuzmina@anrb.ru](mailto:kuzmina@anrb.ru)

**Elena V. Karaseva**, <https://orcid.org/0000-0002-8447-7230>, [karaseva@anrb.ru](mailto:karaseva@anrb.ru)

**Vladimir S. Kolosnitsyn**, <https://orcid.org/0000-0003-1318-6943>, [kolos@anrb.ru](mailto:kolos@anrb.ru)

**Abstract.** The possibility of determining the charge state of lithium-sulfur batteries using the ANFIS model was estimated. Easily measurable in practice physical quantities were used as input parameters of the model. They are the battery voltage, the rate of its change and the number of previous cycles. The analysis of ANFIS models with various parameters (the number and type of membership functions) was carried out. It was shown that ANFIS is a model that makes it possible to estimate the charge state of a lithium-sulfur battery with the accuracy of more than 95%. The proposed type of models can be used in control and monitoring systems, together with digital aggregated twins, for additional training of models based on real data and increasing the accuracy of estimating the charge state of lithium-sulfur batteries.

**Keywords:** modeling, neural networks, ANFIS, lithium-sulfur battery, lithium battery, lithium-ion battery

**For citation:** Kolosnitsyn D. V., Savvina A. A., Khramtsova L. A., Kuzmina E. V., Karaseva E. V., Kolosnitsyn V. S. Simulation and estimation of lithium-sulfur battery charge state using fuzzy neural network. *Electrochemical Energetics*, 2021, vol. 21, no. 2, pp. 96–107 (in Russian). <https://doi.org/10.18500/1608-4039-2021-21-2-96-107>

This is an open access article distributed under the terms of Creative Commons Attribution License (CC-BY 4.0)

## ВВЕДЕНИЕ

Одним из перспективных типов пост литий-ионных аккумуляторов (ЛИА) являются аккумуляторы на основе электрохимической системы литий-сера. Высокая теоретическая удельная энергия электрохимической системы металлический литий-элементарная сера (2500 Вт·ч/кг) позволяет ожидать создания аккумуляторов с практической удельной энергией 500–600 Вт·ч/кг, что в два раза выше практической удельной энергии лучших ЛИА [1–3]. Немаловажно и то, что компоненты, используемые в литий-серных аккумуляторах (ЛСА), дешевле и более безопасны, чем компоненты ЛИА [2, 3].

Привлекательность электрохимической системы литий – сера стимулировала интенсивные исследования, направленные на разработку литий-серных аккумуляторов. С начала 2000-х гг. и по сегодняшний день количество научных публикаций и патентов возрастает практически экспоненциально [2, 3]. Однако разработчики литий-серных аккумуляторов столкнулись с необходимостью решения множества сложных проблем, таких как увеличение практической удельной энергии, эффективности ис-

пользования серы, длительности циклирования [2, 4]. Немаловажной проблемой, требующей решения, является и проблема создания эффективных систем управления батареями на основе ЛСА [5–7].

Одной из задач при создании систем контроля и управления батареями на основе ЛСА является разработка методов и алгоритмов оценки их зарядового состояния. Поскольку срок службы аккумуляторов в существенной мере определяется диапазоном зарядовых состояний, в котором они эксплуатируются, быстрая и точная оценка зарядового состояния ЛСА является актуальной задачей.

Существуют несколько методов оценки зарядового состояния ЛИА, которые подробно описаны в литературе [8–10]. К сожалению, два наиболее простых метода оценки зарядового состояния аккумуляторов, основанные на измерении напряжения разомкнутой цепи (НРЦ) или подсчёте прошедшего через них количества электричества, не применимы к литий-серным аккумуляторам.

Трудность оценки зарядового состояния ЛСА измерением НРЦ заключается в том, что их разрядная кривая имеет слож-

ную форму (рис. 1), а оценка зарядового состояния ЛСА подсчётом остаточной ёмкости осложнена значительным саморазрядом ЛСА, зависящим как от их зарядового состояния, так и предыстории [11].

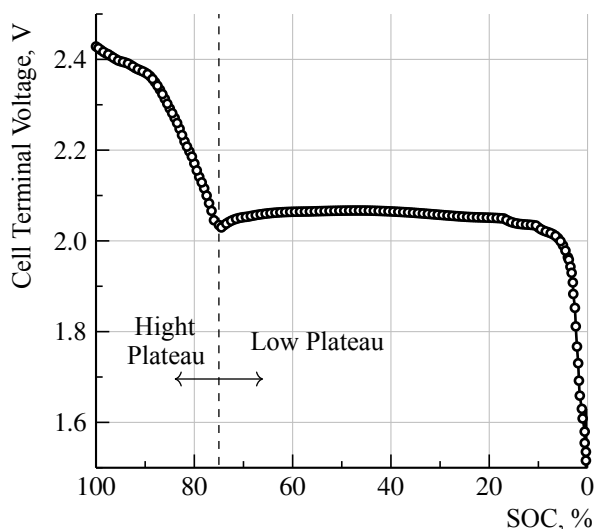


Рис. 1. Разрядная кривая литий-серного аккумулятора при разряде током C/30 [19]

Fig. 1. Discharge curve of a lithium-sulfur battery at C/30 discharge rate [19]

Разрядная кривая ЛСА обычно состоит из двух площадок – высоковольтной и низковольтной, между которыми имеется характерный перегиб [12]. При разряде малыми токами (порядка 0.01C) возможно появление третьей площадки, а при разряде большими токами площадки могут быть не так ярко выражены. На высоковольтной площадке напряжение на ЛСА монотонно убывает с 2.45 примерно до 2 В (State of Charge (SoC) от 100 до ~70%). На низковольтной площадке первоначально напряжение на ЛСА медленно возрастает примерно до 2.1 В (SoC от ~70 до 40%) и вновь медленно уменьшается до ~2 В (SoC от 40 до 10%), а затем резко уменьшается до 1.5 В (полный разряд). Оценить зарядовое состояние по напряжению на ЛСА можно лишь при высоком (SoC от 100 до 75%) и низком (SoC < 10%) зарядовом состоянии.

В процессе циклирования ЛСА из-за деградации компонентов аккумулятора, происходит уменьшение зарядной и разряд-

ной ёмкости и изменяется форма разрядных и разрядных кривых.

Поскольку разрядные и зарядные кривые ЛСА имеют сложную форму, которая изменяется при длительном циклировании (рис. 2), необходима разработка удобных моделей, позволяющих оценить зарядовое состояние ЛСА при различных уровнях заряда, разряда и степени их деградации в процессе длительного циклирования. К моделям, предназначенным для оценки зарядового состояния ЛСА, можно сформулировать следующие требования:

- в качестве входных параметров модели должны быть использованы легко измеримые на практике параметры аккумулятора;
- модель должна учитывать деградацию ЛСА в процессе циклирования (State of Health (SoH));
- модель должна учитывать условия эксплуатации аккумуляторов (температуру, величины зарядных и разрядных токов и др.).

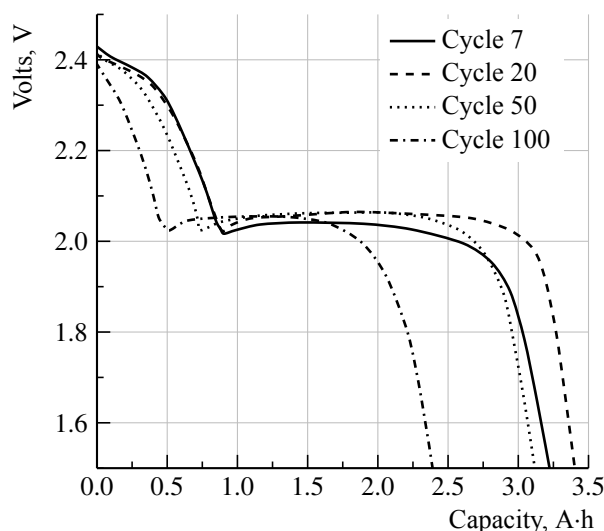


Рис. 2. Изменения формы разрядной кривой ЛСА в процессе циклирования [11]

Fig. 2. Changes in the shape of the lithium-sulfur battery discharge curve during cycling [11]

При разработке моделей ЛСА следует иметь в виду и то, что механизмы процессов, протекающих при заряде и разряде, очень сложны и до сих пор плохо изучены.

При моделировании сложных систем, внутренняя структура которых неизвестна или очень сложна, часто используются модели типа «чёрный ящик». При разработке таких моделей моделируемый объект рассматривается как система, имеющая некие «входы» и «выходы», а процессы, происходящие в ходе работы, неизвестны. Изучение системы при подобном подходе предполагает проведение экспериментов, в ходе которых наблюдается реакция системы на изменение входных параметров. При достижении определённого уровня знаний отклика системы на изменения входных параметров возможно прогнозирование поведения «чёрного ящика» при любых заданных условиях. Примером моделей типа «чёрный ящик» являются искусственные нейронные сети (ИНС). В настоящее время существует большое количество различных типов ИНС, которые решают различные виды задач – распознавание, классификация, прогнозирование и т. д. [13, 14].

Одним из типов ИНС является адаптивная сеть на основе системы нечёткого вывода ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System). ANFIS объединяет нейронные сети и нечёткую логику и по своей сути представляет собой самообучающуюся экспертную систему.

Нечёткая логика является обобщением теории множеств и формальной логики. В нечёткой логике, в отличие от классической чёткой логики, в которой переменные могут принимать значение либо «истина», либо «ложь» (1 или 0), используется величина «степень истинности», которая может принимать любое значение от 0 до 1. Переменные в нечёткой логике очень часто называют лингвистическими переменными, поскольку их значения могут принимать фразы из естественного языка. Например, лингвистическая переменная «напряжение» может принимать значение «высокое», «среднее» или «низкое» (так называемые термы). Процедура перевода численного значения переменной к термам лингвистической переменной называется фаззифи-

кацией и осуществляется с помощью функций принадлежности, которые приписывают каждому элементу  $x$  из подмножества  $X$  степень принадлежности к нечёткому подмножеству  $A$  [15].

Функции принадлежности могут быть различных типов – линейные (кусочно-линейные, треугольные, трапециидальные), нелинейные (полиномиальные, сигмоидальные), гауссовские (симметричные, двойные, обобщённые колоколообразные) и др.

Функционально ANFIS можно разбить на три части – систему фаззификации, базу правил и систему дефаззификации. База правил ANFIS содержит информацию о знаниях в некоторой предметной области. Например, можно сформулировать правило: «Если напряжение на клеммах аккумулятора высокое, то заряд аккумулятора – высокий». Система фаззификации осуществляет «перевод» чётких значений входных параметров в нечёткие термы, например, чёткому значению входной переменной «напряжение», имеющего значение 2.1 В, присваивает нечёткое значение – «высокое». Система дефаззификации осуществляет обратное преобразование нечётких значений переменных в чёткие.

Впервые для моделирования электрохимических аккумуляторов ANFIS применили в 2003 г. К. Т. Chau для оценки остаточной ёмкости (State of Available Capacity (SOAC)) NiMH аккумуляторов [16]. В качестве входных переменных ANFIS авторы предлагали использовать параметры аккумулятора, которые легко было измерить, такие как напряжение на клеммах аккумулятора, ток разряда и температуру. После обучения нейронная сеть оценивала значение SOAC с ошибкой 2.67%.

В 2004 г. тот же коллектив авторов использовал ANFIS для оценки остаточной ёмкости ЛИА [17]. Для оценки SOAC литий-ионных аккумуляторов авторы использовали более сложную ANFIS модель, в которой помимо разрядной ёмкости учитывалась также зарядная ёмкость, а температуру разбили на два интервала – до 20°C и выше.

После обучения нейронная сеть оценивала значение SOAC с ошибкой не более 1%.

Christian Fleischer с соавт. в работе [18] использовали ANFIS в сочетании с другими алгоритмами для прогнозирования состояния доступной мощности (State of Available Power (SoAP)) литий-ионных аккумуляторов с учётом температуры окружающей среды.

В 2018 г. Abbas Fotouhi с соавт. в работе [19] использовали ANFIS совместно с методом подсчёта количества электричества для определения зарядового состояния ЛСА. Они рассматривали зарядовое состояние ЛСА как функцию трех переменных – внутреннего сопротивления, скорости изменения внутреннего сопротивления (первая производная внутреннего сопротивления по зарядовому состоянию) и напряжения на ячейке (уравнение 1):

$$\text{SoC} = f\left(R_0, \frac{dR_0}{d(\text{SoC})}, V_{oc}\right). \quad (1)$$

Предложенная ими ANFIS модель соответственно имела три входа –  $O_{cv}$ ,  $R_0$  и  $dR_0/d(\text{SoC})$ , количество функций принадлежности было 5, 3 и 2. Разработанная ANFIS модель определяла зарядовое состояние литий-серного аккумулятора с ошибкой оценки 14%.

К недостаткам данного подхода можно отнести то, что входными параметрами предложенной модели является внутреннее сопротивление ячейки и скорость его изменения. Измерение изменения внутреннего сопротивления аккумулятора в процессе его циклирования является сложной задачей. Также все приведённые выше модели не учитывали то, что в процессе циклирования электрохимических источников тока в них происходят процессы, которые ведут к изменению их характеристик – разрядной и зарядной ёмкости, внутреннего сопротивления и т. д.

Целью настоящего исследования была оценка возможности построения ANFIS модели, которая на основе легко измеримых или рассчитываемых параметров, та-

ких как разрядное (зарядное) напряжение, скорость его изменения в процессе заряда/разряда и номер цикла, позволяла бы оценивать с приемлемой точностью зарядовое состояние литий-серных аккумуляторов.

## ОБЪЕКТЫ И МЕТОДЫ ИССЛЕДОВАНИЙ

Для моделирования были использованы экспериментальные результаты, полученные при циклировании лабораторных литий-серных ячеек. Положительные электроды, содержащие 70% мас. элементарной серы (осч 15–3, Россия), 10% мас. углеродной сажи Ketjenblack® EC-600 JD (Akzo Nobel, Нидерланды) и 20% масс. полиэтиленоксида (ПЭО, ММ  $4 \times 10^6$ , Sigma Aldrich, США), были изготовлены нанесением электродной суспензии на алюминиевую фольгу толщиной 17 мкм с углеродным покрытием. Поверхностная ёмкость положительных электродов составляла  $2 \text{ мА} \cdot \text{ч}/\text{см}^2$ , что эквивалентно содержанию серы  $1.2 \text{ мг}/\text{см}^2$ . В качестве отрицательного электрода использовали литиевую фольгу толщиной 100 мкм (Battery Grade, China Energy Lithium Ltd.), в качестве сепаратора – 1 слой микропористого полипропилена Celgard® 3501 (США) толщиной 25 мкм. Электролитом служил 1М раствор  $\text{LiSO}_3\text{CF}_3$  в сульфолане, содержание электролита в ячейках составляло  $4 \text{ мкл}/\text{мА} \cdot \text{ч}$  (серы).

Все операции по сборке электрохимических ячеек (типа Swagelok® cell дисковой формы) выполняли в перчаточном боксе в атмосфере сухого воздуха (содержание воды не превышало 2 ppm). После сборки все электрохимические ячейки выдерживали при  $30^\circ\text{C}$  в течение 24 ч для установления равновесия. Точность стабилизации температуры составляла  $\pm 0.1^\circ\text{C}$ .

Гальваностатическое зарядно-разрядное циклирование литий-серных ячеек осуществляли с помощью батарейного тестера BT-05PG (УФИХ УФИЦ РАН, Россия) при плотности зарядного тока 0.1 и разрядного тока  $0.2 \text{ мА}/\text{см}^2$  в диапазоне 1.5–2.8 В при температуре  $30^\circ\text{C}$ .

## РЕЗУЛЬТАТЫ И ИХ ОБСУЖДЕНИЕ

Зарядно-разрядные зависимости, кривые изменения удельной разрядной ёмкости и кулоновской эффективности циклирования литий-серных ячеек представлены на рис. 3. Видно, что заряд и разряд литий-серных ячеек осуществляется в две стадии, о чем свидетельствует наличие двух участков – высоковольтного и низковольтного – на зарядных и разрядных зависимостях. В процессе циклирования наблюдается постепенное уменьшение удельной зарядной и разрядной ёмкости – глубина электрохимического восстановления серы при первом разряде составила около 77% (1300 мА·ч/г(серы)), на 20-м разряде – около 53% (880 мА·ч/г(серы)), а на 200-м разряде – около 27% (448 мА·ч/г(серы)) (рис. 3, а). Форма зарядно-разрядных зависимостей литий-серных ячеек сохранялась в течение всего их циклирования.

Кулоновская эффективность циклирования литий-серных ячеек в первые 40 циклов уменьшилась с 95 до 80%, затем в течение

25 циклов она была практически постоянной, после чего начала постепенно увеличиваться, достигнув к 200-му циклу значения 90%.

Для оценки зарядового состояния ЛСА нами разработана ANIFS модель, использующая в качестве входных параметров напряжение на ячейке, скорость его изменения и количество прошедших зарядно-разрядных циклов.

Первые два параметра ( $U$  и  $dU$ ) необходимы для определения участка разрядной кривой, а третий параметр (номер цикла) – для учёта изменения формы разрядной кривой ЛСА при циклировании. Зависимость скорости изменения напряжения от времени разряда представлена на рис. 4. Скорость изменения напряжения рассчитывали как производную напряжения по времени (уравнение 2):

$$\frac{dU}{dt} = \frac{U_i - U_{i-1}}{t}, \quad (2)$$

где  $\frac{dU}{dt}$  – скорость изменения напряжения, В/ч;  $U_i$  – значение напряжения в  $i$ -той точке,

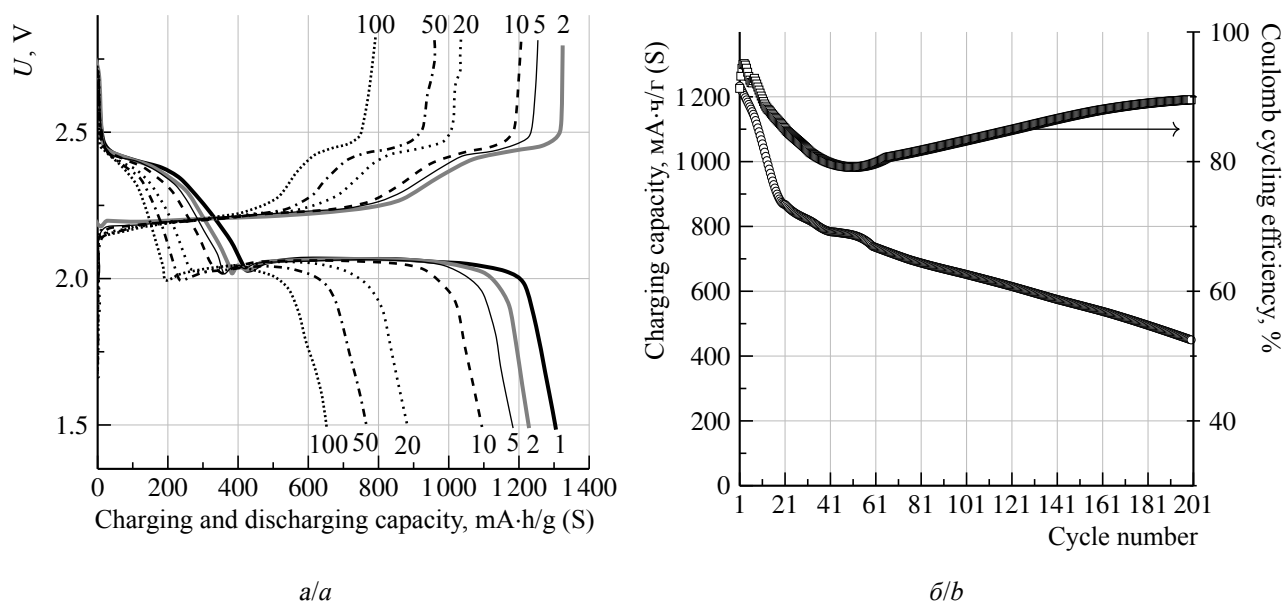


Рис. 3. Зарядно-разрядные зависимости (а) и кривые изменения удельной разрядной ёмкости и кулоновской эффективности циклирования литий-серных ячеек в процессе циклирования (б). Цифры у кривых – номера циклов

Fig. 3. Charge-discharge dependencies (a) and curves of changes in the specific discharge capacity and Coulomb efficiency of cycling of lithium-sulfur cells during cycling (b). The numbers at the curves are the cycle numbers

$V$ ;  $U_{i-1}$  – значение напряжения в  $(i - 1)$ -той точке, В;  $t$  – прошедшее время, ч.

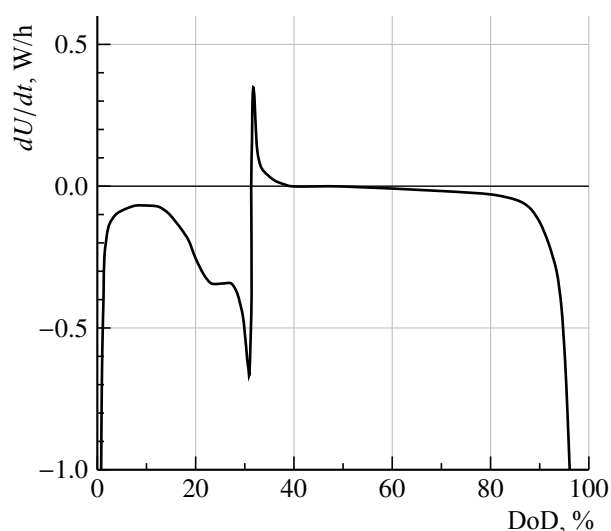


Рис. 4. Скорость изменения напряжения на ЛСА в процессе гальваностатического циклирования

Fig. 4. The rate of change in the voltage of lithium-sulfur batteries during galvanostatic cycling

Точность оценки параметров моделируемых объектов с помощью ANFIS моделей определяется количеством и типом функций принадлежности [20, 21]. Поскольку количество используемых функций принадлежности влияет не только на точность моделирования, но и на длительность обучения модели, необходима оптимизация количества функций принадлежности для достижения

заданной точности моделирования при разумной длительности обучения модели. Поэтому для выбора оптимальных параметров ANFIS модели нами была произведена оценка влияния количества и типа функций принадлежности на точность определения зарядового состояния ЛСА с помощью ANFIS модели (таблица). В качестве функций принадлежности использовали линейные (треугольные) и нелинейные (гауссовы) функции. Количество функций принадлежности для каждой из входных переменных было взято 5 и 10. Количество эпох обучения в каждом случае было равным 10. В качестве данных для обучения и проверки использовали экспериментальные данные, полученные при гальваностатическом циклировании лабораторных литий-серных ячеек. Для обучения были взяты данные каждого 5-го цикла, начиная с 5-го, а для проверки использованы данные 7-, 26-, 74-, 108- и 132-го циклов. Всего экспериментальные данные содержали 150 циклов.

Для оценки точности ANFIS модели использовали среднеквадратическую ошибку (RMSE – Root Mean Square Error), которую вычисляли на обучающих и проверочных данных.

Как видно из результатов расчётов (см. таблицу), наилучшая точность была получена при использовании гауссовых функций

Результаты оценки точности ANFIS модели с разным количеством и типом функций принадлежности входных переменных

The results of estimating the accuracy of the ANFIS model with a different number and type of membership functions of input variables

Количество функций принадлежности переменной			Количество правил	Тип функций принадлежности	RMSE обучения, SoC %	RMSE проверки, SoC %	Время обучения, с
$n$	$U$	$dU$					
5	5	5	125	trimf	5.15	7.12	39.56
5	5	10	250	trimf	5.11	7.42	209.33
5	10	10	500	trimf	3.41	10.15	1157.42
10	10	10	1000	trimf	2.96	202.22	5176.64
5	5	5	125	gausmf	4.13	6.51	47.75
5	5	10	250	gausmf	2.18	5.30	256.71
5	10	10	500	gausmf	1.01	4.15	1339.40
10	10	10	1000	gausmf	0.68	143.64	6589.55

принадлежности и при количестве функций принадлежности 5 для переменной  $n$  и 10 для переменных  $U$  и  $dU$ . На обучающих данных RMSE составила 1% SoC, а на проверочных – 4.15% SoC. Обучение модели длилось примерно 22.5 минуты. Обучение модели проводили на компьютере с процессором Intel Core i7-6700HQ и 8 ГБ оперативной памяти.

Увеличение количества функций принадлежности до 10 для каждой переменной привело к улучшению точности модели на обучающих данных, но ухудшило точность модели на проверочных данных. Это связано с тем, что при количестве функций принадлежности 10 для каждой переменной количество правил (1000 правил) становится соизмеримым с количеством точек в обучающей выборке (1651 точка). Меньшее количество функций принадлежности приводило к ухудшению точности прогноза и к увеличению скорости обучения ANFIS модели. С практической точки зрения скорость обучения не так важна (в разумных пределах), поскольку обучение модели проводится один раз.

Для увеличения точности прогноза было произведено обучение ANFIS модели с параметрами, которые дали наилучшую точность (количество функций принадлежности 5, 10 и 10, тип функций принадлежности – гауссовы) в течение 100 эпох (рис. 5). Как видно из рисунка, на обучающих данных RMSE уменьшается с ростом количества эпох обучения. На проверочных данных RMSE уменьшается до 71 эпохи, а затем начинает расти, что свидетельствует о переобучении модели.

При разряде постоянным током зависимость зарядового состояния от времени разряда представляет собой прямую (рис. 6). Как видно из результатов расчётов на обучающих данных (рис. 6 а, б, в, г), наибольшая точность определения зарядового состояния ЛСА достигается на высоковольтной части разрядной кривой (высоковольтная площадка) и в конце разряда на низковольтной части разрядной кривой. На низ-

ковольтном участке разрядной кривой, которая представляет собой почти горизонтальную прямую, точность расчётов уменьшается, однако видно, что значение ошибки распределено равномерно по всей части кривой и не наблюдается резких выбросов. На проверочных данных на 7-м цикле заметен выброс на перегибе между высоковольтной и низковольтной кривой, на 132-м, 108-м и 74-м циклах выбросы не столь большие (рис. 6, д, е, ж, з). Это связано с тем, что скорость снижения ёмкости на первых 20–25 циклах больше, чем скорость снижения ёмкости на последующих циклах (см. рис. 3, б).

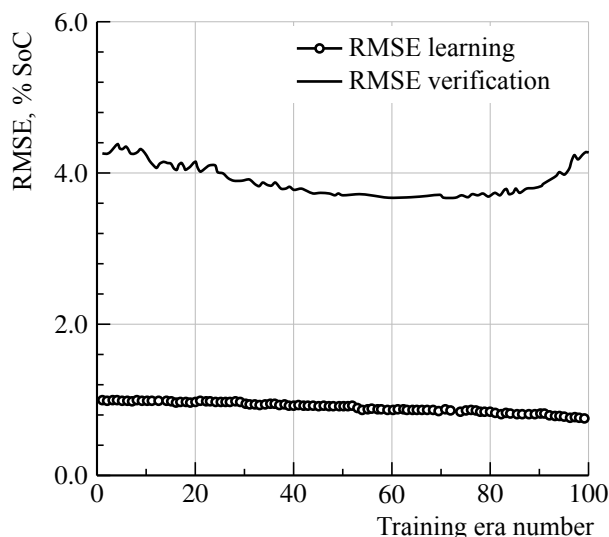


Рис. 5. Точность ANFIS модели в зависимости от количества эпох обучения

Fig. 5. The accuracy of the ANFIS model depending on the number of training epochs

Из результатов расчётов следует, что ANFIS модель при использовании в качестве входных параметров лишь напряжения на аккумуляторе, скорости его изменения в процессе разряда и номера цикла позволяет оценить зарядовое состояние ЛСА с достаточно хорошей точностью. Точность модели можно увеличить путём более тщательного подбора количества функций принадлежности и их параметров для переменных  $U$  и  $dU$  и/или путём увеличения объёма обучающей выборки.



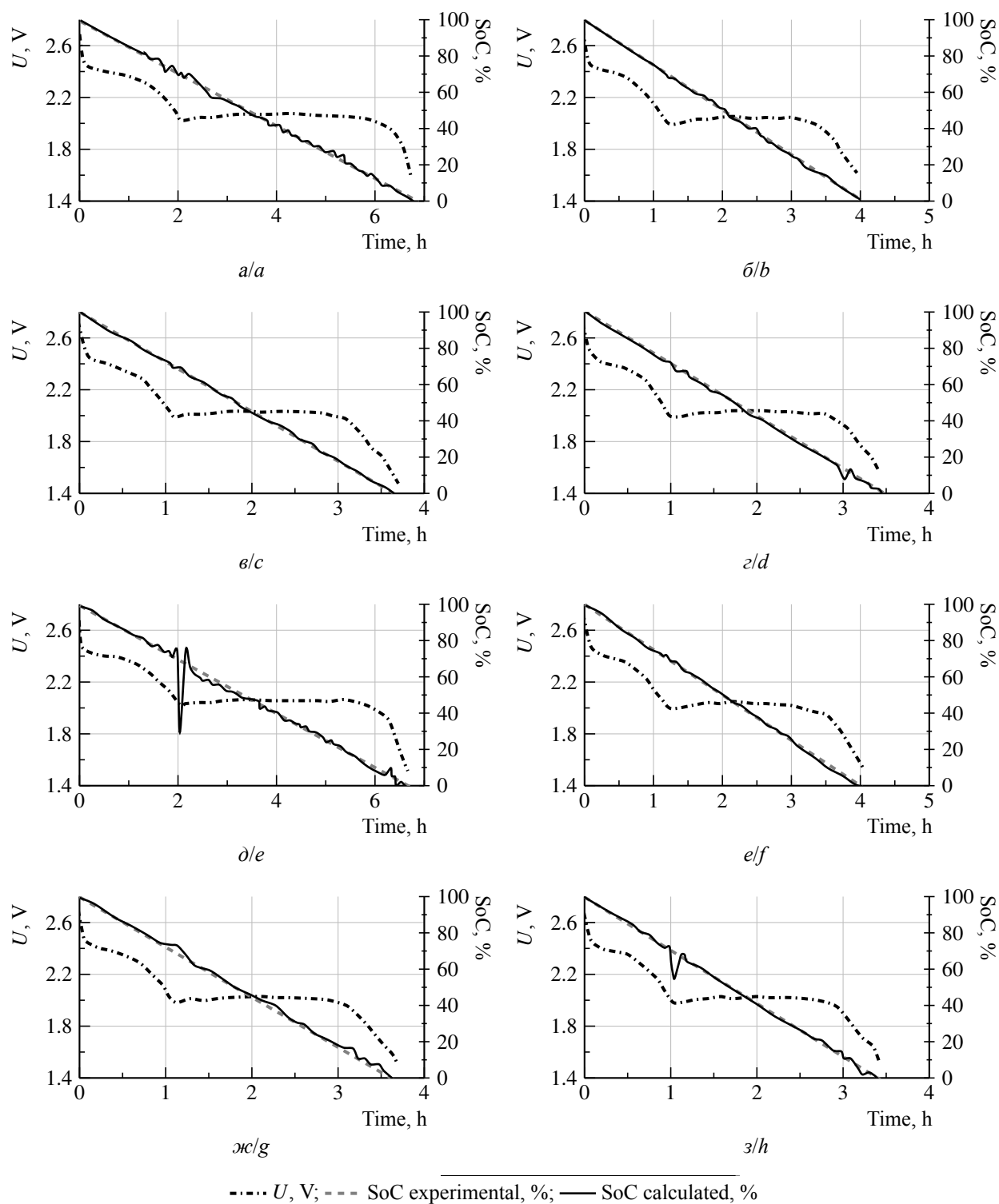


Рис. 6. Экспериментальные и расчётные значения зарядового состояния ячейки на разных циклах. Обучающие данные: *a* – 5-й цикл, *b* – 75-й цикл, *c* – 110-й цикл, *d* – 135-й цикл. Проверочные данные: *e* – 7-й цикл, *f* – 74-й цикл, *g* – 108-й цикл, *h* – 132-й цикл

Fig. 6. Experimental and simulated values of the charge state of cell at different cycles. Training data: *a* – 5<sup>th</sup> cycle, *b* – 75<sup>th</sup> cycle, *c* – 110<sup>th</sup> cycle, *d* – 135<sup>th</sup> cycle. Verification data: *e* – 7<sup>th</sup> cycle, *f* – 74<sup>th</sup> cycle, *g* – 108<sup>th</sup> cycle, *h* – 132<sup>th</sup> cycle

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

При разработке электрохимических аккумуляторов с использованием новых материалов или новых электрохимических систем актуальной является задача создания модели(ей), с помощью которой(ых) можно оценить состояние аккумулятора и предсказать его дальнейшее поведение при эксплуатации.

Существующие и широко используемые методы оценки зарядового состояния аккумуляторов, основанные на измерении НРЦ или подсчёта количества прошедшего через аккумулятор электричества, не применимы для оценки зарядового состояния ЛСА из-за сложной формы разрядных и зарядных кривых и значительных токов саморазряда, величины которых зависят как от зарядового состояния аккумулятора, так и его предыстории.

Для оценки SoC при разряде ЛСА предложено использовать нейронно-нечёткую адаптивную сеть (ANFIS), являющуюся по сути узкоспециализированной самообучающейся экспертной системой. Исследования показали, что ANFIS модели позволяют оценивать зарядовое состояние ЛСА при использовании в качестве входных переменных легко измеримых параметров – на-

пряжение на ячейке и количество прошедших циклов. Разработанная ANFIS модель с достаточной точностью (ошибка составляла менее 5% SoC) оценивала зарядовое состояние ЛСА при их гальваностатическом циклировании. Проведённые исследования показали принципиальную возможность использования ИНС для определения зарядового состояния ЛСА. Однако разработанная модель позволяла оценивать зарядовое состояние ЛСА при гальваностатическом циклировании лишь при постоянных значениях зарядных и разрядных токов. В дальнейшем необходима разработка более сложных моделей, учитывающих влияние режимов циклирования ЛСА (зарядных и разрядных токов, пауз, температуры и других параметров) на зарядовое состояние ЛСА. Для разработки таких моделей необходимы экспериментальные данные по циклированию ЛСА в различных режимах.

Поскольку будущие системы управления и контроля аккумуляторной батареей, вероятнее всего, будут включать в себя цифровые агрегированные двойники<sup>1</sup> [22, 23], для их создания потребуются модели, подобные ANFIS моделям, способные к самообучению на основании данных, полученных при реальной эксплуатации аккумуляторных батарей.

## БЛАГОДАРНОСТИ

*Работа выполнена в рамках государственного задания по теме №АААА-А20-120012090022-1*

## ACKNOWLEDGEMENTS

*This study was carried out within the frames of the State Grant on the subject No. АААА-А20-120012090022-1.*

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Li J., Niu Zh., Guo C., Li M., Bao W. Catalyzing the polysulfide conversion for promoting lithium sulfur battery performances: A review // *Journal of Energy Chemistry*. 2020. Vol. 54. P. 434–451. <https://doi.org/10.1016/j.jechem.2020.06.009>
2. Yang X., Li X., Adair K., Zhang H., Sun X. Structural Design of LSB From Fundamental Research to Practical Application // *Electrochemical Energy*

- Reviews. 2018. Vol. 1. P. 239–293. <https://doi.org/10.1007/s41918-018-0010-3>

3. Bruce P., Freunberger S. A., Hardwick L., Tarascom J. M. Li-O<sub>2</sub> and Li-S batteries with high-energy storage // *Nature Mater*. 2012. Vol. 11. P. 19–29. <https://doi.org/10.1038/nmat3191>

4. Wang C., Zhu K., Chi Z., Ke F., Yang Y., Wang A., Weikun Wang, Lix-iao Miao. How far away

<sup>1</sup>Цифровой агрегированный двойник (Digital Twin Aggregate, DTA) – система, которая объединяет все цифровые двойники и их реальные прототипы, позволяя собирать данные и обмениваться ими в реальном времени.

are lithium-sulfur batteries from commercialization? *Frontiers in Energy Research*. 2019. Vol. 7. Article 123. <https://doi.org/10.3389/fenrg.2019.00123>

5. Long B., Li X., Gao X., Liu Z. Prognostics Comparison of Lithium-Ion Battery Based on the Shallow and Deep Neural Networks Model // *Energies*. 2019. Vol. 12, iss. 17. Article 3271. <https://doi.org/10.3390/en12173271>

6. Kumar B., Khare N., Chaturvedi P. K. FPGA-based design of advanced BMS implementing SoC / SoH estimators // *Microelectronics Reliability*. 2018. Vol. 84. P. 66–74. <https://doi.org/10.1016/j.microrel.2018.03.015>

7. Hua X., Zhang C., Offer G. Finding a better fit for lithium ion batteries: A simple, novel, load dependent, modified equivalent circuit model and parameter-ization method // *Journal of Power Sources*. 2021. Vol. 464. Article 229117. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2020.229117>

8. Piller S., Perrin M., Jossen A. Methods for state-of-charge determination and their applications // *Journal of Power Sources*. 2001. Vol. 96. P. 113–120. [https://doi.org/10.1016/S0378-7753\(01\)00560-2](https://doi.org/10.1016/S0378-7753(01)00560-2)

9. Chang W. Y. The state of charge estimating methods for battery: A review // *ISRN Applied Mathematics*. 2013. Vol. 2013. Article ID953792. <https://doi.org/10.1155/2013/953792>

10. Cuma M. U., Koroglu T. A comprehensive review on estimation strategies used in hybrid and battery electric vehicles // *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2015. Vol. 42. P. 517–531. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.10.047>

11. Wild M., Offer G. J. *Lithium–Sulfur batteries*. Hoboken, NJ, USA, John Wiley & Sons, Inc., 2019. 335 p.

12. Кузьмина Е. В., Карасева Е. В., Чудова Н. В., Мельникова А. А., Колосницын В. С. О возможности определения термодинамических функций электрохимической системы Li–S методом ЭДС // *Электрохимия*. 2019. Т. 55, № 10. С. 1215–1225. <https://doi.org/10.1134/S0424857019080085>

13. Haykin S. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation* Subsequent Edition. Prentice Hall, 1999. 842 p.

14. Kvasnicka V., Sklenák S., Pospichal J. Application of Recurrent Neural Networks in Chemistry. Prediction and Classification of <sup>13</sup>C NMR Chemical

Shifts in a Series of Monosubstituted Benzenes // *Journal of Chemical Information and Modeling*. 1992. Vol. 32. P. 142–147.

15. Заде Л. Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений. М.: Мир, 1976. 166 с.

16. Chau K. T., Wu K. C., Chan C. C., Shen W. X. A new battery capacity indicator for nickel–metal hydride battery powered electric vehicles using adaptive neuro-fuzzy inference system // *Energy Conversion and Management*. 2003. Vol. 44. P. 2059–2071. [https://doi.org/10.1016/S0196-8904\(02\)00249-2](https://doi.org/10.1016/S0196-8904(02)00249-2)

17. Chau K. T., Wu K. C., Chan C. C. A new battery capacity indicator for lithium-ion battery powered electric vehicles using adaptive neuro-fuzzy inference system // *Energy Conversion and Management*. 2004. Vol. 45. P. 1681–1692. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2003.09.031>

18. Fleischer C., Waag W., Bai Z., Sauer D. U. Adaptive On-line State-of-available-power Prediction of Lithium-ion Batteries // *Journal of Power Electronic*. 2013. Vol. 13, № 4. P. 516–517. <https://doi.org/10.6113/jpe.2013.13.4.516>

19. Fotouhi A., Auger D. J., Longo S. Lithium-Sulfur Battery State-of-Charge Observability Analysis and Estimation // *IEEE Transactions on Power Electronics*. 2018. Vol. 33, № 7. P. 5847–5859. <https://doi.org/10.1109/TPEL.2017.2740223>

20. Хижняков Ю. Н. Алгоритмы нечёткого, нейронного и нечётко-нейронного управления в системах реального времени. Пермь: Изд-во Перм. нац. исслед. политехн. ун-та, 2013. 160 с.

21. Кукса П. П. Анализ нейросетевых-нечетких моделей // *Digital Library Scribd*: [сайт]. URL: <https://www.scribd.com/doc/50646929> (дата обращения: 10.02.21).

22. Sancarlos A., Cameron M., Abel A., Cueto E., Duval J.-L., Chinesta F. From ROM of Electrochemistry to AI-Based Battery Digital and Hybrid Twin // *Archives of Computational Methods in Engineering*. 2019. Vol. 28. P. 979–1015. <https://doi.org/10.1007/s11831-020-09404-6>

23. Ramachandran R., Subathra B., Srinivasan S. Recursive Estimation of Battery Pack Parameters in Electric Vehicles // 9th IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research (ICIC). Madurai, India, 2018. P. 165–171.

## REFERENCES

1. Li J., Niu Zh., Guo C., Li M., Bao W. Catalyzing the polysulfide conversion for promoting lithium sulfur battery performances: A review. *Journal of Energy Chemistry*, 2020, vol. 54, pp. 434–451. <https://doi.org/10.1016/j.jechem.2020.06.009>

2. Yang X., Li X., Adair K., Zhang H., Sun X. Structural Design of LSB From Fundamental

Research to Practical Application. *Electrochemical Energy Reviews*, 2018, vol. 1, pp. 239–293. <https://doi.org/10.1007/s41918-018-0010-3>

3. Bruce P., Freunberger S. A., Hardwick L., Tarascom J. M. Li-O<sub>2</sub> and Li-S batteries with high-energy storage. *Nature Mater.*, 2012, vol. 11, pp. 19–29. <https://doi.org/10.1038/nmat3191>

4. Wang C., Zhu K., Chi Z., Ke F., Yang Y., Wang A. Weikun Wang, Lix-iao Miao. How far away are lithium-sulfur batteries from commercialization? *Frontiers in Energy Research*, 2019, vol. 7, article 123. <https://doi.org/10.3389/fenrg.2019.00123>
5. Long B., Li X., Gao X., Liu Z. Prognostics Comparison of Lithium-Ion Battery Based on the Shallow and Deep Neural Networks Model. *Energies*, 2019, vol. 12, iss. 17, article 3271. <https://doi.org/10.3390/en12173271>
6. Kumar B., Khare N., Chaturvedi P. K. FPGA-based design of advanced BMS implementing SoC.SoH estimators. *Microelectronics Reliability*, 2018, vol. 84, pp. 66–74. <https://doi.org/10.1016/j.microrel.2018.03.015>
7. Hua X., Zhang C., Offer G. Finding a better fit for lithium ion batteries: A simple, novel, load dependent, modified equivalent circuit model and parameter-ization method. *Journal of Power Sources*, 2021, vol. 464, article 229117. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2020.229117>
8. Piller S., Perrin M., Jossen A. Methods for state-of-charge determination and their applications. *Journal of Power Sources*, 2001, vol. 96, pp. 113–120. [https://doi.org/10.1016/S0378-7753\(01\)00560-2](https://doi.org/10.1016/S0378-7753(01)00560-2)
9. Chang W. Y. The state of charge estimating methods for battery: A review. *ISRN Applied Mathematics*, 2013, vol. 2013, article ID953792. <https://doi.org/10.1155/2013/953792>
10. Cuma M. U., Koroglu T. A comprehensive review on estimation strategies used in hybrid and battery electric vehicles. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2015, vol. 42, pp. 517–531. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.10.047>
11. Wild M., Offer G. J. *Lithium–Sulfur batteries*. Hoboken, NJ, USA, John Wiley & Sons, Inc., 2019. 335 p.
12. Kuz'mina E. V., Karaseva E. V., Chudova N. V., Mel'nikova A. A., Kolosnitsyn V. S. On the possibility of determination of thermodynamic functions of the Li–S electrochemical system using the EMF method. *Russian Journal of Electrochemistry*, 2019, vol. 55, no. 10, pp. 1215–1225 (in Russian). <https://doi.org/10.1134/S0424857019080085>
13. Haykin S. *Neural Networks : A Comprehensive Foundation Subse-quent Edition*. Prentice Hall, 1999. 842 p.
14. Kvasnicka V., Sklenák S., Pospichal J. Application of Recurrent Neural Networks in Chemistry. Prediction and Classification of <sup>13</sup>C NMR Chemical Shifts in a Series of Monosubstituted Benzenes. *Journal of Chemical Information and Modeling*, 1992, vol. 32, pp. 142–147.
15. Zadeh L. *Concept of a Linguistic Variable and its Application to Approximate Reasoning*. American Elsevier Publishing Company, Inc., 1975. 166 p.
16. Chau K. T., Wu K. C., Chan C. C., Shen W. X. A new battery capacity indicator for nickel–metal hydride battery powered electric vehicles using adaptive neuro-fuzzy inference system. *Energy Conversion and Management*, 2003, vol. 44, pp. 2059–2071. [https://doi.org/10.1016/S0196-8904\(02\)00249-2](https://doi.org/10.1016/S0196-8904(02)00249-2)
17. Chau K. T., Wu K. C., Chan C. C. A new battery capacity indicator for lith-ium-ion battery powered electric vehicles using adaptive neuro-fuzzy inference system. *Energy Conversion and Management*, 2004, vol. 45, pp. 1681–1692. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2003.09.031>
18. Fleischer C., Waag W., Bai Z., Sauer D. U. Adaptive On-line State-of-available-power Prediction of Lithium-ion Batteries. *Journal of Power Electronic*, 2013, vol. 13, no. 4, pp. 516–517. <https://doi.org/10.6113/jpe.2013.13.4.516>
19. Fotouhi A., Auger D. J., Longo S. Lithium-Sulfur Battery State-of-Charge Observability Analysis and Estimation. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2018, vol. 33, no. 7, pp. 5847–5859. <https://doi.org/10.1109/TPEL.2017.2740223>
20. Khizhnyakov Y. N. *Algoritmy nechjotkogo, nejronnogo i nechjotko-nejronnogo upravlenija v sistemah real'nogo vremeni* [Algorithms of Fuzzy, Neural and Fuzzy-neural Control in Real-time Systems]. Perm, Izdatel'stvo Permskogo Natsional'nogo Issledovatel'skogo Politehnicheskogo Universiteta, 2013. 160 p. (in Russian).
21. Kouxa P. Analysis of neural-network-fuzzy models. *Digital Library Scribd*. Site. Available at <https://www.scribd.com/doc/50646929> (accessed 10 February 2021).
22. Sancarlos A., Cameron M., Abel A., Cueto E., Duval J.-L., Chinesta F. From ROM of Electrochemistry to AI-Based Battery Digital and Hybrid Twin. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 2019, vol. 28, pp. 979–1015. <https://doi.org/10.1007/s11831-020-09404-6>
23. Ramachandran R., Subathra B., Srinivasan S. Recursive Estimation of Battery Pack Parameters in Electric Vehicles. *9th IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research (ICCIC)*. Madurai, India, 2018, pp. 165–171.

Поступила в редакцию 15.02.2021 / После рецензирования 24.03.2021 / Принята 25.05.2021  
 Received 15.02.2021 / Revised 24.03.2021 / Accepted: 25.05.2021