



MSE: 37046.55091914236
MAE: 155.78831996600277
RMSE: 192.47480593351005
MAPE: 0.012366517663812646

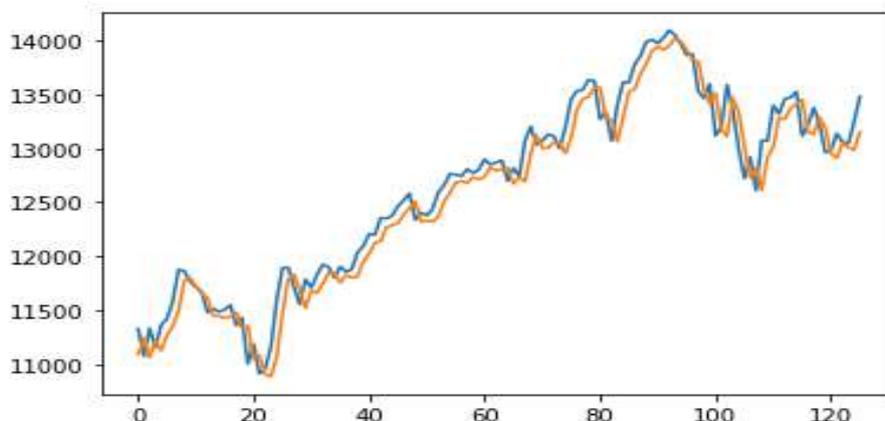


Рисунок 5 – Результат тестирования модели LSTM

Литература

1. Айвазян С.А. Прикладная статистика [Текст] // Основы эконометрики. Том 2. — М.: Юнити-Дана, 2001. — 432 с. — ISBN 5-238-00305-6.
2. Understanding LSTM Networks [Электронный ресурс]. — URL: <http://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/> (дата обращения: 10.03.2021).
3. Dickey D. A. and Fuller W. A. [Текст] // Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root // Journal of the American Statistical Association. — 74. — 1979. — p. 427—431.

Г.А. Саитова, А.В. Елизарова

НЕЙРОСЕТЕВАЯ МОДЕЛЬ ДЛЯ ОЦЕНКИ СОСТОЯНИЯ ЗАРЯЖЕННОСТИ ЛИТИЙ-ИОННОГО АККУМУЛЯТОРА

(Уфимский государственный авиационный технический университет)

Аккумуляторные батареи имеют большое значение в современной жизни. Они широко применяются как источники питания в самых различных областях, например, для цифровой техники, гражданской/военной авиации, подводных лодок, устройств специального назначения, автономных объектов и т.д. Высокоэнергоемкие системы, к которым относятся литий-ионные аккумуляторы (ЛИА) и батареи из них, являются системами повышенной пожароопасности. Для безопасной эксплуатации таких систем необходимо строго соблюдать режимы разряда и заряда батареи, для предотвращения необратимой деградации емкости, выхода из строя и даже возгорания батареи из-за неконтролируемого саморазогрева (теплового разгона).



Важнейшим параметром для конечного пользователя, будь то человек или автономная система, является текущая величина степени заряженности аккумулятора или батареи в текущий момент времени, учитывающая текущий режим эксплуатации, а также определение остаточной емкости прогноз времени, оставшегося до завершения текущего процесса.

Целью данной работы является разработка нейросетевой модели для систем контроля и управления литий-ионных аккумуляторных батарей, на примере аккумуляторов и батарей, используемых для автономных необитаемых объектов.

Выбор структуры нейросети. При проектировании нейросетей необходимо учитывать особенности моделируемого устройства, а также имеющихся для обучения данных. Так как аккумуляторная батарея – динамическая система, а для обучения имеются переходные процессы, полученные в ходе испытаний, выбран тип рекуррентный персептрон.

Рекуррентный персептрон – тот же многослойный персептрон, но обратная связь позволяет использовать выходные значения нейросети вновь. Эта нейросеть в отличие от обычного персептрона способна обучиться процессу, то есть важны не просто взаимосвязи между входной и выходной величиной, но и предыдущее состояние выходной величины (системы). Иногда применяют и обратные связи на отдельных слоях нейросети, образуя, таким образом, ячейку памяти предыдущего состояния отдельного слоя.

Реализация нейросети в Matlab. Для нейросетевого моделирования состояния заряда литий-ионного аккумулятора необходимо импортировать данные испытаний для обучения нейросети, сгенерировать нейросеть, и обучить ее по этим данным.

Выбран способ создания и обучения нейросети с помощью программного кода на языке Matlab, так как это позволит:

- Вводить данные из записанных заранее файлов;
- Вводить данные в автоматическом режиме, без ручной настройки;
- Автоматическое задание параметров нейросети, без ручной настройки;
- В программном коде наглядно представлены параметры нейросети.

Созданная нейросеть является персептроном, с обратной связью, с двумя скрытыми слоями по 20 и 10 нейронов соответственно. На входе и выходе нейросети задаются следующие параметры: время, ток (I, А), напряжение (U, В), емкость (С,%), так как эти параметры наиболее тесно взаимосвязаны. Отображение нейронной сети представлено на рисунке 1.

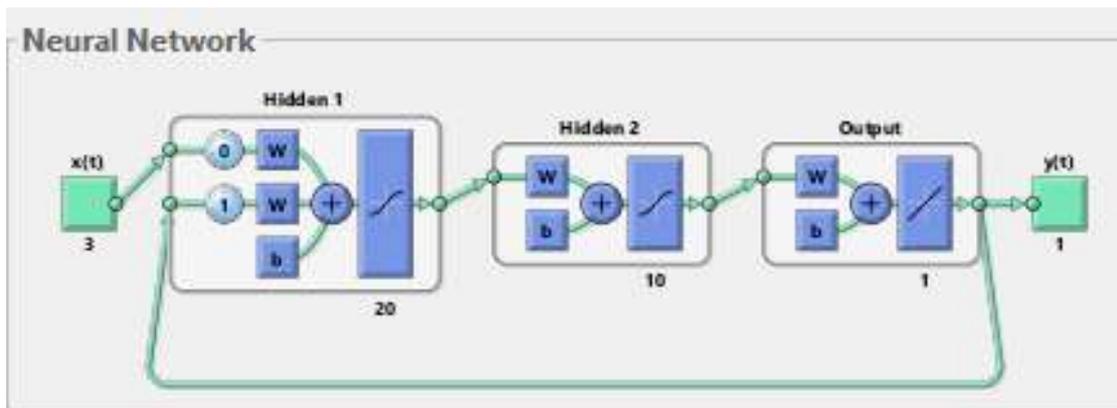


Рисунок 1 – Структура нейронной сети

Данная нейросеть обучается очень быстро, за 1000 циклов (эпох) ошибка обучения снижется до 0,00167. Изменение ошибки представлено на рисунке 2.

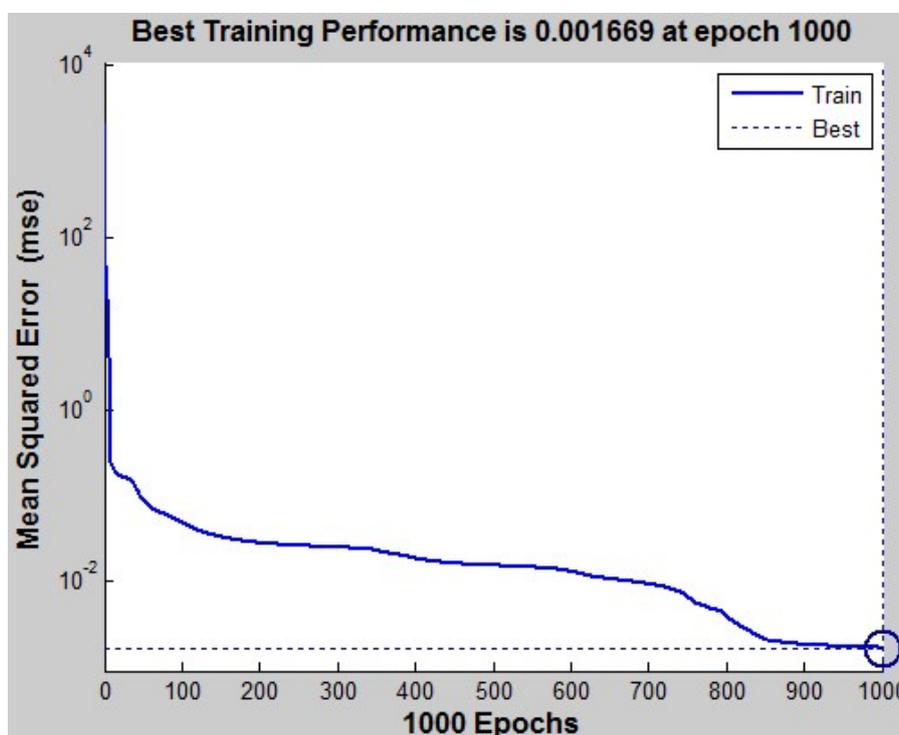


Рисунок 2 – Процесс уменьшения ошибки в ходе обучения нейросети

Для анализа работы нейросети с новыми данными построены графики исходных данных и данных нейросети по напряжению и емкости. Графики представлены на рисунках 3, 4.

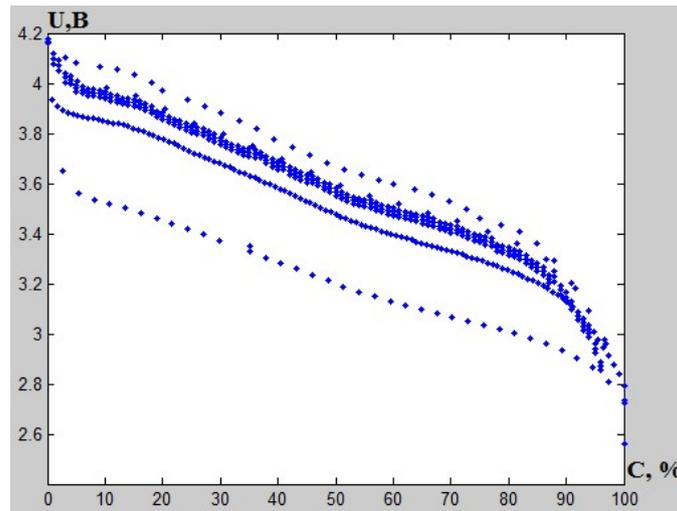


Рисунок 3 – Исходные данные

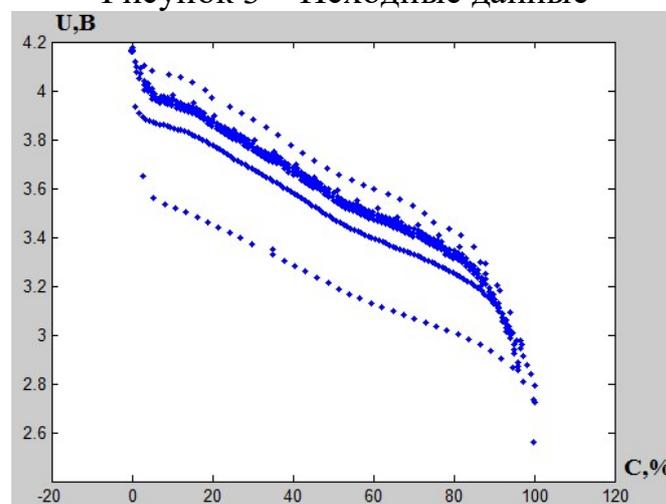


Рисунок 4 – Данные полученные от нейросети

Далее проведено обучение нейросети на тестовой выборке. Результат моделирования показан на рисунке 5.

Как видно из переходных процессов моделирования, качество модели очень высокое. Для улучшения достоверности модели необходимо дополнительно обработать данные для обучения, а также, возможно модифицировать структуру нейросети.

Проведем проверку соответствия результатов, полученных от нейросетевой модели с данными, полученными эмпирическим путем. Для получения данных о состоянии заряда аккумулятора в команду строку среды Matlab введен код с входными значениями I, U, t, на выходе получаем C(%):

```
>> x_test = [2.3;3.95;0.25]; Y_test = sim(net,x_test)
Y_test =
    11.4195.
```

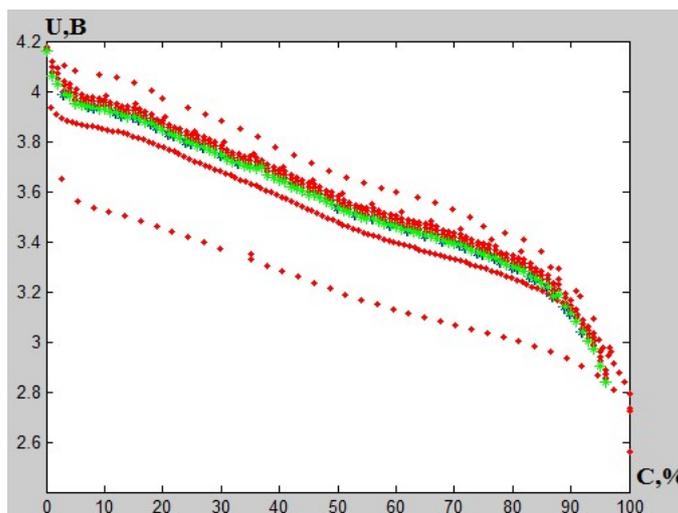


Рисунок 5 – Обучение нейросети на тестовой выборке

Результаты данных, полученных эмпирическим путем показаны на рисунке 6.

	J	K	L	M	N
					4,875
	testing				
I	U	tau	C,%	C	
	2,3	4,1637	0	0	0
	2,3	4,1196	0,021196	1	0,04875
	2,3	4,0898	0,042391	2	0,0975
	2,3	4,0387	0,063587	3	0,14625
	2,3	4,0309	0,084783	4	0,195
	2,3	3,9925	0,00106	5	0,002438
	2,3	3,9867	0,001272	6	0,002925
	2,3	3,9773	0,001484	7	0,003413
	2,3	3,9746	0,006783	8	0,0156
	2,3	3,9715	0,00763	9	0,01755
	2,3	3,9666	0,008478	10	0,0195
	2,3	3,9571	0,233152	11	0,53625
	2,3	3,9477	0,254348	12	0,585
	2,3	3,9413	0,275543	13	0,63375

Рисунок 6 – Данные, полученные эмпирическим путем

Таким образом, полученная нейросетевая модель способна полностью заменить математическую модель аккумуляторной батареи, или дополнить ее, например в диагностике. Применение такой нейросетевой модели ускорит процесс составления моделей для проведения полунатурных экспериментов.

Литература

1. Борисевич А.В. Моделирование литий-ионных аккумуляторов для систем управления батареями: обзор текущего состояния // Современная техника и технологии. 2014. № 5 [Электронный ресурс]. URL: <https://technology.snauka.ru/2014/05/3542> (дата обращения: 29.03.2021).

2. Карамзина А. Г., Сильнова С. В. Программа практик / Уфимск. гос. авиац. техн. ун-т. – Уфа, 2015. – 52 с.



3. Tang X. et al. Li-ion battery parameter estimation for state of charge // American Control Conference (ACC), 2011. – IEEE, 2011. – С. 941-946.

А.В. Серебряков, Л.С. Зеленко, Д.С. Оплачко

ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ И РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ АВТОМАТИЧЕСКОГО РУБРИЦИРОВАНИЯ ТЕКСТОВ

(Самарский университет)

Обработка естественного языка (NLP, Natural language processing) – одно из направлений машинного обучения, целью которого является обработка и анализ больших массивов текстов на естественном языке. Это направление актуально, так как Интернет содержит огромное количество различных текстовых данных, с которыми человек уже давно перестал самостоятельно справляться.

Рубрицирование текстов – отнесение текста к одной из заранее известных тематических рубрик [1]. Такая задача решается, например, при отнесении новости или статьи к определенной рубрике (тематике) на информационных порталах, или для разделения заявок в системах технической поддержки по определенным проблемам.

Объемы неструктурированной текстовой информации, как и количество интернет-пользователей постоянно растут, следовательно, растет и актуальность разработки автоматизированного решения задачи рубрицирования, которое разделяло бы большие наборы текстов по определенным рубрикам, таким образом структурируя их и упрощая поиск нужной информации.

Выделяются два основных класса методов автоматического рубрицирования текстов – инженерные методы (методы, основанные на знаниях) и методы, основанные на машинном обучении. При применении инженерных методов, массив текстов разбивается по рубрикам с помощью формальных описаний каждой из рубрик, которые создаются лингвистами и экспертами в различных предметных областях. При применении методов, основанных на машинном обучении, производится статистический анализ коллекции документов, предварительно распределенных по рубрикам вручную, на основании которого образы рубрик строятся автоматически [2]. Под образами рубрик понимаются их формальные описания.

Правила рубрицирования текстов обычно основываются на наличии или отсутствии в текстах тех или иных лексических единиц. В простейшем случае правило отнесения текста к рубрике представляет собой дизъюнкцию наличия в тексте некоторых слов. В более сложном случае используются конъюнкции (требуется одновременное наличие двух или более слов) и отрицание (требуется отсутствие в тексте определенных слов) [2].

Задача рубрицирования является подвидом задачи классификации, так как относится только к массивам текстов и связана с разбиением их на рубрики