

ВЫБОР АРХИТЕКТУРЫ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СОСТОЯНИЯ ЗАРЯДА АККУМУЛЯТОРА

А. В. Елизарова • Г. А. Саитова • Н. В. Момзиков

Аннотация. В процессе эксплуатации автономной системы, работающей от электроэнергии, необходимо отслеживать состояние батареи в реальном времени, чтобы учитывать оставшееся время работы системы в заданном режиме. В статье рассматривается задача прогнозирования состояния заряда литий-ионных аккумуляторных батарей, используемых для автономных необитаемых объектов. Определяется архитектура нейронной сети для реализации нейросетевой модели литий-ионной аккумуляторной батареи, позволяющей определять состояние заряженности аккумулятора в любой момент времени при заданных параметрах тока и температуры.

Ключевые слова: литий-ионный аккумулятор; нейросетевая модель; прогнозирование, уровень разряда аккумулятора; рекуррентная нелинейная авторегрессионная нейронная сеть.

ВВЕДЕНИЕ

Перспективы развития техники гражданского и военного применения, в том числе создание систем накопления и хранения электрической энергии, в частности для автономных необитаемых подводных аппаратов (АНПА), а также обитаемых подводных аппаратов (ОПА), во многом определяются наличием высокоэнергоемких источников электроэнергии.

Для обеспечения электрической энергией двигателей, электронной аппаратуры и автоматизированных систем управления широко применяются системы электроснабжения на основе химических источников тока (ХИТ), которые наиболее полно отвечают требованиям к комплексам вооружения в части простоты в управлении, постоянной готовности к работе на нагрузку и минимально необходимого обслуживания в процессе эксплуатации. При работе большинства ХИТ отсутствуют акустические и тепловые шумы, что обеспечивает повышенную скрытность функционирования комплексов различного назначения [1]. К таким источникам энергии относятся литий-ионные аккумуляторы, и необходимо обеспечить их безопасную работу.

Статические характеристики аккумулятора как электрохимического источника питания сильно зависят от условий эксплуатации. В силу природы электрохимического процесса аккумулятора существуют ряд эффектов, которые необходимо учитывать. Одной из особенностей аккумулятора является непостоянство ёмкости. Такой эффект ещё называют старением аккумулятора, или естественной деградацией. Естественная деградация аккумулятора – это процесс снижения ёмкости после каждого цикла перезарядки при условии полного соблюдения правил заряда и разряда. Этот процесс нелинейный и сильно связан с условиями заряда и разряда. В случае несоблюдения рекомендуемых правил эксплуатации, указанных производителем, от цикла к циклу скорость старения аккумулятора возрастает. Значительные единоразовые выходы за рекомендуемые границы эксплуатации могут нанести серьёзный урон аккумулятору и сразу в несколько раз сократить срок его службы. Такими выходами из условий эксплуатации могут быть переразряд аккумулятора, когда по достижению минимального напряжения аккумулятора продолжается его разряд и перезаряд, когда при достижении максимального напряжения аккумулятора продолжают его заряд, а также короткое замыкание и перегрев. Такие особенности эксплуатации заставляют соблюдать граничные условия с целью получения максимального срока службы всей аккумуляторной батареи [2].

Основная проблема заключается в том, что из-за сложной природы процесса разряда аккумулятора классические методы, основанные на физических законах, зачастую дают недостаточную точность прогнозирования состояния заряда аккумулятора.

Поэтому одной из актуальных задач является отслеживание состояния заряда аккумулятора в реальном времени для учёта оставшегося времени работы системы в заданном режиме. Для обеспечения безопасной работы аккумуляторных батарей необходима реализация подходов, которые будут направлены на предотвращение отказов и на снижение последствий отказов в случаях их возникновения. В работе предлагается использовать нейронную сеть для определения уровня разряда аккумулятора.

ПРОБЛЕМА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СОСТОЯНИЯ ЗАРЯДА АККУМУЛЯТОРНОЙ БАТАРЕИ

Для оценки состояния заряда применяются разные подходы, основанные на измеряемых физических величинах в процессе работы аккумуляторной батареи. Такие методы, как спектроскопия импеданса и кулоновские методы счёта, являются простым вариантом, не требующим большого количества вычислительных ресурсов, однако их точность уступает другим методам. Совмещение подхода замены аккумулятора на эквивалентную электрическую схему и применение к нему численных методов идентификации динамических объектов, таких как рекуррентный метод наименьших квадратов, позволяют с достаточной точностью прогнозировать величины составляющих эквивалентной электрической схемы, по которым в дальнейшем рассчитывается уровень заряда аккумуляторной батареи [3–6].

Вопрос с количеством входных параметров и идентификацией реальных параметров аккумулятора можно решить применением интеллектуальных методов, в частности нейронных сетей. Нейронная сеть, в основе которой содержатся весовые коэффициенты, позволяет найти зависимость между входными и выходными значениями путём настройки этих весовых коэффициентов. Процесс настройки весовых коэффициентов называется обучением. Тогда задача прогнозирования состояния заряда аккумулятора сводится к определению входных параметров, данных, используемых для обучения и выбору архитектуры нейронной сети.

В случае оценки состояния заряда аккумулятора необходимо найти зависимость между входными параметрами времени относительно начала разряда, температуры ячейки и тока нагрузки, чтобы спрогнозировать выходное значение напряжения аккумулятора. Данная задача является задачей прогнозирования временных рядов, для которой необходимо правильно определить архитектуру и модель нейронной сети.

НЕЛИНЕЙНАЯ АВТОРЕГРЕССИОННАЯ НЕЙРОННАЯ СЕТЬ

Нелинейная авторегрессионная нейронная сеть использует на входе только вектор значений напряжения, описывающий процесс разряда аккумулятора, и по предыдущим значениям прогнозирует последующее на шаг вперёд.

Классическая архитектура последовательно-параллельной нелинейной авторегрессионной нейронной сети с 32 нейронами в одном скрытом слое и 20 единицами задержек по обратной связи изображена на рис. 1.

Для определения зависимости качества прогнозирования нелинейной авторегрессионной нейронной сети от количества нейронов в скрытом слое и алгоритмов обучения были созданы и обучены нелинейные авторегрессионные нейронные сети с параметрами в табл. 1.

Результаты процесса обучения нелинейных авторегрессионных нейронных сетей представлены на рис. 2. По оси абсцисс указывается количество эпох, по оси ординат – среднеквадратичная ошибка. Синим цветом обозначен график ошибки обучающей выборки, красным – ошибка тестовой выборки, зелёным – ошибка контрольной выборки.

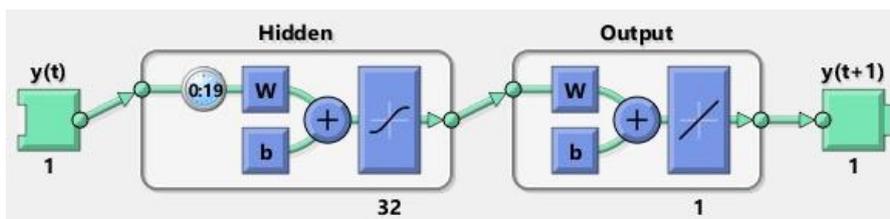


Рис. 1 Классическая архитектура последовательно-параллельной нелинейной авторегрессионной нейронной сети.

Таблица 1

Анализ производительности нелинейной авторегрессионной нейронной сети

№	Количество скрытых слоёв	Количество нейронов в скрытом слое	Общая ошибка прогнозирования алгоритмов обучения					
			Левенберга-Маркварда	Минимальная ошибка на эпохе	Байесовская регуляризация	Минимальная ошибка на эпохе	Масштабируемый сопряжённый градиент	Минимальная ошибка на эпохе
1	1	4	3.7619e-05	2894	8.6028e-05	210	3.0370e-04	5021
2	1	16	6.1006e-05	1318	6.7404e-05	527	3.0402e-04	6230
3	1	32	1.0929e-04	684	2.9241e-04	328	3.1509e-04	9921
		$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$	6.9305e-05	1632	1.4861e-04	355	3.0760e-04	7057
		$\ \max x - \min x\ $	7.1671e-05	2210	2.2501e-04	317	1.1390e-05	4900
		$\frac{\ \max x - \min x\ }{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i} \cdot 100\%$	103.4%	135.4%	151.4%	89.3%	3.7%	69.4%

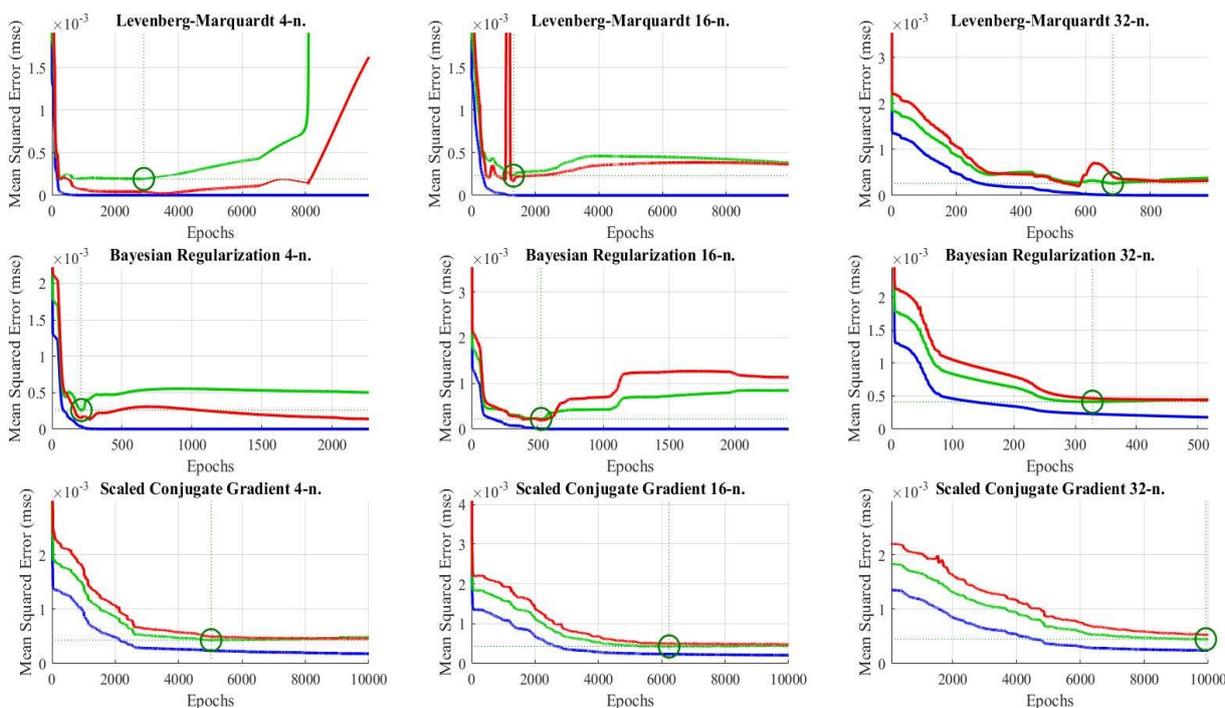


Рис. 2 Достижение минимальной ошибки в процессе обучения нелинейных авторегрессионных нейронных сетей.

Результаты прогнозирования нейронных сетей с разным количеством нейронов и тремя разными алгоритмами обучения в зависимости от периода поступления данных на вход представлены на рис. 3. Период поступления данных увеличивается в 4 раза, а потом в 16 от начального, который составляет 10 сек.

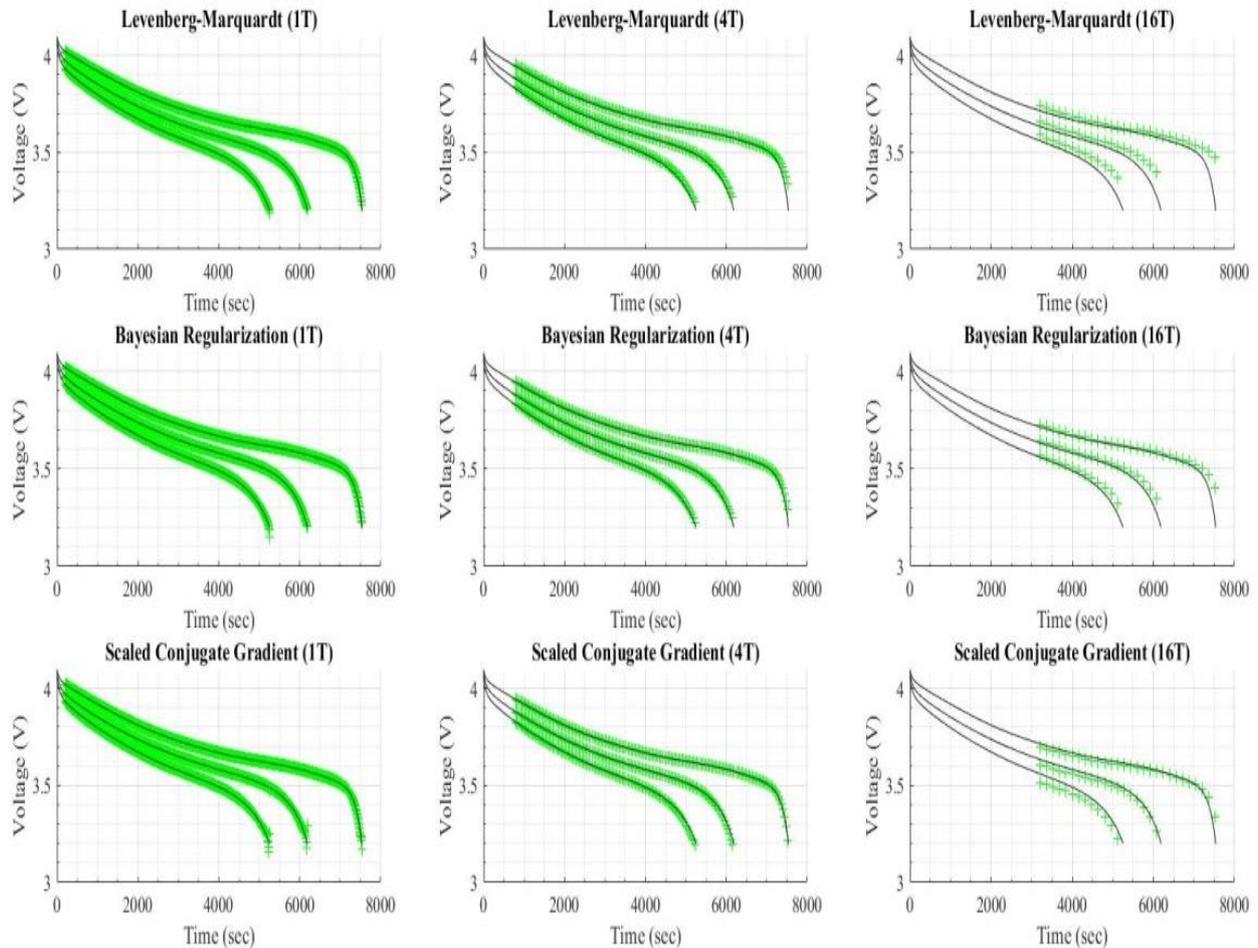


Рис. 3 Прогнозирование состояния заряда аккумулятора нелинейной авторегрессионной нейронной сети с 4 нейронами в скрытом слое.

Основным критерием качества нелинейной авторегрессионной нейронной сети в задаче прогнозирования состояния заряда аккумулятора является точность прогнозирования. Дополнительным критерием будет служить способность качественно прогнозировать состояние заряда аккумулятора на разных периодах входных данных. Сложность алгоритмов обучения Левенберга–Маркварда и байесовской регуляризации несопоставимы со сложностью алгоритма масштабируемого сопряжённого градиента. Время, за которое происходит обучение нейронной сети на разных алгоритмах обучения, вне зависимости от количества эпох примерно равно между собой, поэтому количество эпох не будет выступать критерием оптимальности. Допустимыми архитектурами будут считаться те, ошибка которых ниже средней между максимальной и минимальной по всем алгоритмам обучения и по всем количествам нейронов. Таким образом, средняя ошибка будет составлять $1.7635e-04$.

С учётом данных в табл. 1 можно выделить допустимые архитектуры нелинейной авторегрессионной нейронной сети, представленные в табл. 2.

Таблица 2
Допустимые архитектуры нелинейной авторегрессионной нейронной сети

Ошибка прогнозирования (ниже средней $1.7635e-04$)	Архитектура нелинейной авторегрессионной нейронной сети	
	Количество нейронов	Алгоритм обучения
3.7619e-05	4	Левенберга–Маркварда
6.1006e-05	16	Левенберга–Маркварда
6.7404e-05	16	Байесовская регуляризация
8.6028e-05	4	Байесовская регуляризация
1.0929e-04	32	Левенберга–Маркварда

В таком случае оптимальной архитектурой нелинейной авторегрессионной нейронной сети будет являться наличие 4 нейронов в скрытом слое с использованием алгоритма обучения Левенберга–Маркварда.

Также видно, что у всех архитектур наблюдается сложность в прогнозировании третьей экспоненциальной зоны разряда аккумулятора.

По среднеквадратичной ошибке прогнозирования меньше всего от количества нейронов в скрытом слое зависят нейронные сети, обученные алгоритмом масштабируемых сопряжённых градиентов, и больше всего нейронные сети, обученные алгоритмом байесовской регуляризации.

По количеству эпох меньше всего от количества нейронов в скрытом слое зависят нейронные сети, обученные алгоритмом масштабируемого сопряжённого градиента, и больше всего нейронные сети, обученные алгоритмом Левенберга–Маркварда.

НЕЛИНЕЙНАЯ АВТОРЕГРЕССИОННАЯ НЕЙРОННАЯ СЕТЬ С ВНЕШНЕЙ ОБРАТНОЙ СВЯЗЬЮ

Модель нелинейной авторегрессии с внешними входами (NARX) относится к классу рекуррентных нейронных сетей. Наличие обратных связей позволяет NARX-сети принимать решения, основываясь не только на входных данных, но и с учётом предыстории состояний динамического объекта [3].

Здесь на вход нейронной сети подаются 3 параметра – данные по времени разряда в секундах, ток нагрузки в амперах и температура ячейки в градусах Цельсия.

Классическая архитектура последовательно-параллельной нелинейной авторегрессионной нейронной сети с 32 нейронами в одном скрытом слое и 19 единицами задержек по входу и 1 задержкой по обратной связи изображена на рис. 4. Количество задержек по внешней обратной связи позволяет делать прогноз на желаемое количество шагов. В нашем случае количество прогнозируемых шагов равняется единице.

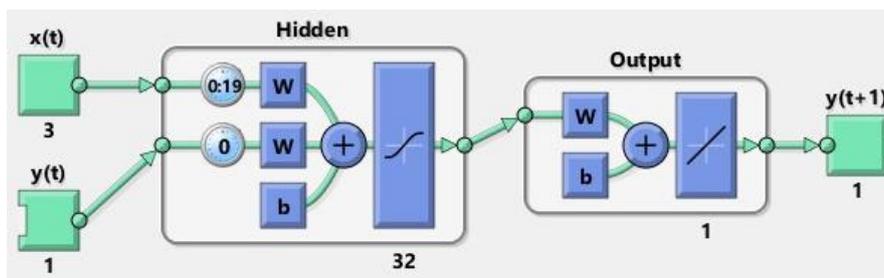


Рис. 4 Классическая архитектура последовательно-параллельной нелинейной авторегрессионной нейронной сети с внешней обратной связью.

Для определения зависимости качества прогнозирования нелинейной авторегрессионной нейронной сети с внешней обратной связью от количества нейронов в скрытом слое и алгоритмов обучения были созданы и обучены нейронные сети с параметрами (табл. 3).

Таблица 3

Допустимые архитектуры нелинейной авторегрессионной нейронной сети с внешней обратной связью

№	Количество скрытых слоёв	Количество нейронов в скрытом слое	Общая ошибка прогнозирования алгоритмов обучения						
			Левенберга–Маркварда	Минимальная ошибка на эпохе	Байесовская регуляризация	Минимальная ошибка на эпохе	Масштабируемый сопряжённый градиент	Минимальная ошибка на эпохе	
1	1	4	3.4256e-04	148	3.4527e-04	135	3.4550e-04	5372	
2	1	16	3.8114e-04	136	4.5104e-04	281	4.0292e-04	9196	
3	1	32	3.5747e-04	103	3.7790e-04	83	3.8053e-04	9588	
			$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$	3.6039e-04	129	3.9140e-04	166.33	3.7632e-04	8052
			$\ \max x - \min x \ $	3.8580e-05	45	1.0577e-04	198	5.7420e-05	4216
		$\frac{\ \max x - \min x \ }{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i} \cdot 100\%$	10.7%	34.8%	27%	11.9%	15.3%	52.4%	

Результаты процесса обучения нелинейных авторегрессионных нейронных сетей с внешней обратной связью представлены на рис. 5, 6.

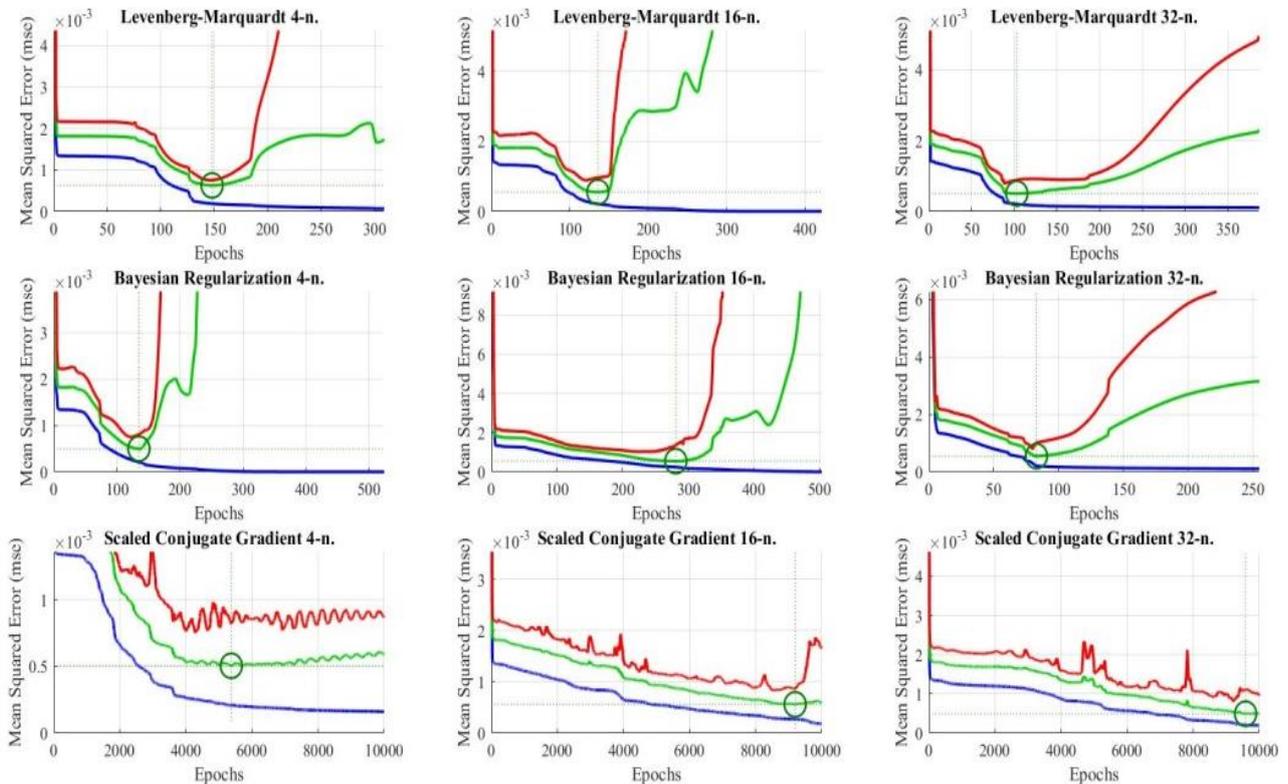


Рис. 5 Достижение минимальной ошибки в процессе обучения нелинейных авторегрессионных нейронных сетей с внешней обратной связью.

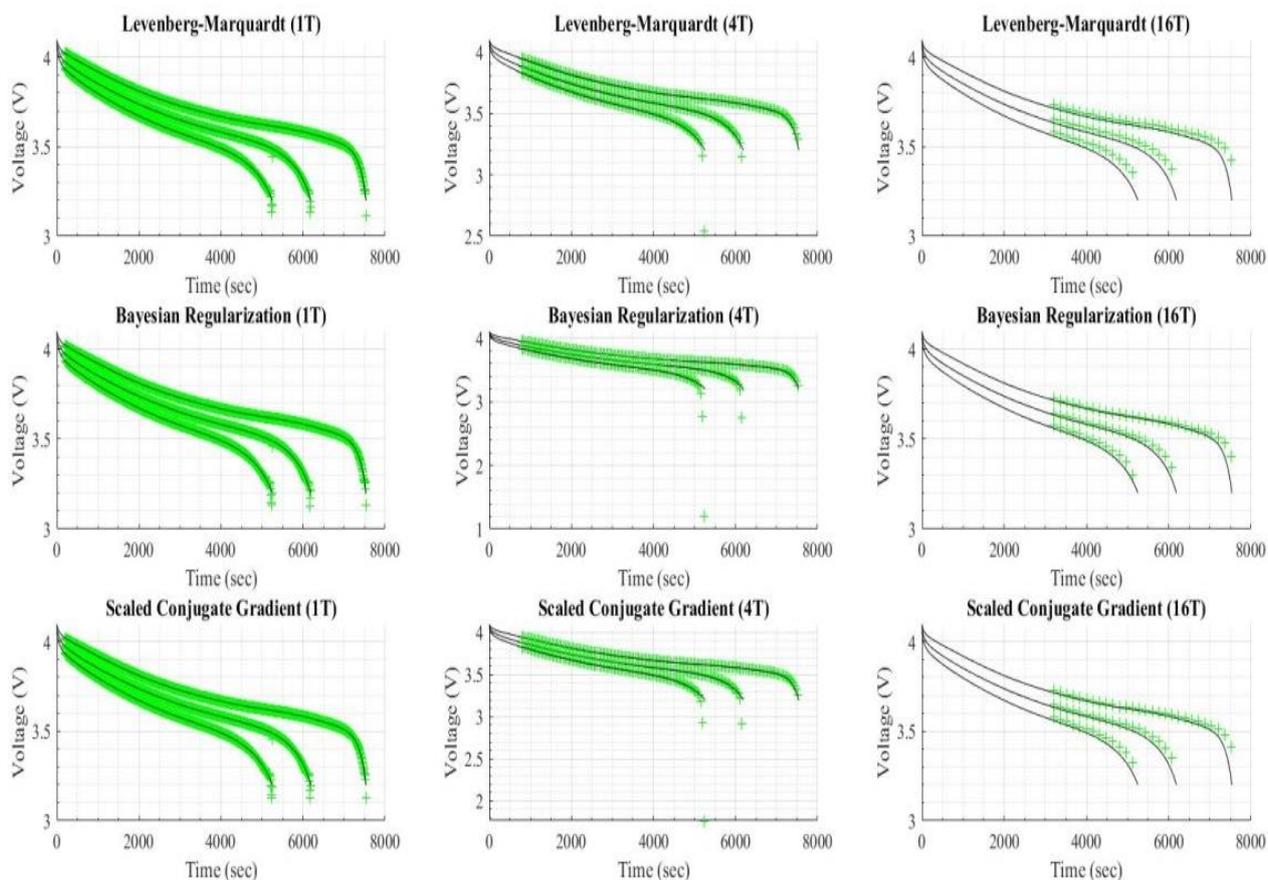


Рис. 6 Прогнозирование состояния заряда аккумулятора нелинейной авторегрессионной нейронной сети с внешней обратной связью с 4 нейронами в скрытом слое.

Основным критерием качества так же, как и с нелинейной авторегрессионной нейронной сетью, остаётся точность прогнозирования. Дополнительным критерием будет служить способность прогнозирования состояния заряда аккумулятора при разных периодах поступления входных данных. Допустимыми архитектурами будут считаться те, ошибка которых ниже средней между максимальной и минимальной по всем алгоритмам обучения и по всем количествам нейронов. Таким образом, средняя ошибка будет составлять $3.9680e-04$.

С учётом данных в табл. 3 можно выделить допустимые архитектуры нелинейной авторегрессионной нейронной сети, представленные в табл. 4.

Таблица 4

Допустимые архитектуры нелинейной авторегрессионной нейронной сети с внешней обратной связью

Ошибка прогнозирования (ниже средней $3.9680e-04$)	Архитектура нелинейной авторегрессионной нейронной сети	
	Количество нейронов	Алгоритм обучения
$3.4256e-04$	4	Левенберга–Маркварда
$3.4527e-04$	4	Байесовская регуляризация
$3.4550e-04$	4	Масштабируемый сопряжённый градиент
$3.5747e-04$	32	Левенберга–Маркварда
$3.7790e-04$	32	Байесовская регуляризация
$3.8053e-04$	32	Масштабируемый сопряжённый градиент
$3.8114e-04$	16	Левенберга–Маркварда

В таком случае оптимальной архитектурой нелинейной авторегрессионной нейронной сети будет являться наличие 4 нейронов в скрытом слое с использованием алгоритма обучения Левенберга–Маркварда.

Как и в нелинейной авторегрессионной нейронной сети, везде наблюдается сложность в прогнозировании третьей экспоненциальной зоны разряда аккумулятора.

По среднеквадратичной ошибке прогнозирования меньше всего от количества нейронов в скрытом слое зависят нейронные сети, обученные алгоритмом Левенберга–Маркварда, и больше всего нейронные сети, обученные алгоритмом байесовской регуляризации.

По количеству эпох меньше всего от количества нейронов в скрытом слое зависят нейронные сети, обученные алгоритмом байесовской регуляризации, и больше всего нейронные сети, обученные алгоритмом масштабируемого сопряжённого градиента.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В результате исследований были рассмотрены два типа рекуррентной нелинейной авторегрессионной нейронной сети (NAR и NARX) в задаче прогнозирования состояния заряда аккумулятора в процессе его использования на малой обучающей выборке, где основным критерием качества прогнозирования выступала среднеквадратичная ошибка.

По результатам исследования оптимальным типом нейронной сети в условиях ограниченной обучающей выборки оказалась NAR нейронная сеть с 4 нейронами в скрытом слое при 20 единицах задержки на входе в интервале [1, 16] нейронов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ / REFERENCES

1. Борисевич А. В. Моделирование литий-ионных аккумуляторов для систем управления батареями: обзор текущего состояния // Современная техника и технологии. 2014. № 5. URL: <https://technology.snauka.ru/2014/05/3542> (дата обращения: 29.03.2021). [[Borisevich A. V. Modeling of lithium-ion batteries for battery management systems: a review of the current state // Modern Technics and Technology. 2014. No. 5. URL: <https://technology.snauka.ru/2014/05/3542> (In Russian).]]
2. Головкин В. А. От многослойных перцептронов к нейронным сетям глубокого доверия: парадигмы обучения и применение // Нейроинформатика-2015. XVII Всероссийская научно-техническая конференция с международным участием. Лекции по нейроинформатике. НИЯУ МИФИ, 2015. [[Golovko V. A. From multilayer perceptrons to neural networks of deep trust: learning paradigms and application// Neuroinformatics-2015. XVII All-Russian scientific and technical conference with international participation. Lectures on Neuroinformatics. NRNU MEPhI, 2015. (In Russian).]]
3. Скундин А. М., Ефимов О. Н., Ярмоленко О. В. Современное состояние и перспективы развития исследований литиевых аккумуляторов // Успехи химии. 2012. Т. 71. № 4. С. 378–398.4. [[Skundin A. M., Efimov O. N., Yarmolenko O. V. Current state and prospects for the development of research on lithium batteries // Advances in Chemistry. 2012. Vol. 71. No. 4. Pp. 378–398.4. (In Russian).]]
4. Сайтова Г. А., Елизарова А. В. Нейросетевая модель для оценки состояния заряженности литий-ионного аккумулятора // Перспективные информационные технологии (ПИТ 2021): Труды Международной научно-технической конференции, Самара, 24–27 мая 2021 года / под ред. С. А. Прохорова. Самара: Самарский научный центр РАН, 2021. С. 288–293. [[Saitova G. A., Elizarova A. V. Neural network model for assessing the state of charge of a lithium-ion battery // Advanced Information Technologies (PIT 2021): Proceedings of the International Scientific and Technical Conference, Samara, May 24–27, 2021 / under ed. S. A. Prokhorova. Samara: Samara Scientific Center of the Russian Academy of Sciences, 2021. pp. 288-293. (In Russian).]]
5. Махмутов А. Р., Вульфин А. М., Миронов К. В. Исследование возможностей автономной работы конечных устройств интернета вещей // Системная инженерия и информационные технологии. 2023. Т. 5. № 1 (10). С. 41–47. [[Makhmutov A. R., Vulfin A. M., Mironov K. V. Study of the possibilities of autonomous operation of end devices of the Internet of things // System Engineering and Information Technologies. 2023. Vol. 5. No. 1 (10). Pp. 41-47. (In Russian).]]
6. Юсупова Н. И., Нургаянова О. С., Фаррахов Р. А. Об организации архитектур и алгоритмов обучения нейронных сетей для прогнозирования жаропрочности многокомпонентных сплавов // Системная инженерия и информационные технологии. 2022. Т. 3. № 3 (7). С. 37–44. [[Yusupova N. I., Nurgayanova O. S., Farrakhov R. A. On the organization of architectures and learning algorithms for neural networks for predicting the heat resistance of multicomponent alloys// System Engineering and Information Technologies. 2022. Vol. 3, No. 3 (7), pp. 37–44. (In Russian).]]

Поступила в редакцию 27 сентября 2023 г.

МЕТАДАННЫЕ / METADATA

Title: Choosing a neural network architecture for predicting the state of battery charge.

Abstract: During the operation of an autonomous system powered by electricity, it is necessary to monitor the battery status in real time in order to take into account the remaining operating time of the system in this mode. The article deals with the problem of predicting the state of charge of lithium-ion accumulator batteries used for autonomous uninhabited objects. The architecture of a neural network is determined for the implementation of a neural network model of a lithium-ion battery, which allows determining the state of charge of the battery at any given time with given current and temperature parameters.

Key words: lithium-ion battery; battery cha lithium-ion battery; neural network model; prediction, battery discharge level; recurrent nonlinear autoregressive neural network.

Язык статьи / Language: русский / Russian.

Об авторах / About the authors:**ЕЛИЗАРОВА Анастасия Валерьевна**

ФГБОУ ВО «Уфимский университет науки и технологий», Россия.
Аспир. каф. технической кибернетики ин-та информатики, математики и робототехники.
E-mail: elizarovaanastasia@gmail.com

САИТОВА Гузель Асхатовна

ФГБОУ ВО «Уфимский университет науки и технологий», Россия.
доцент каф. технической кибернетики. Дипл. инж.-системотехник (Уфимск. авиац. ин-т, 1986). Канд. техн. наук по системн. анализу, управлению и обработке информации (Уфимск. гос. авиац. техн. ун-т, 2003). Иссл. в обл. многосвязн. систем управления сложн. техн. объектами.
E-mail: saitova@bk.ru
ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-3535-3435>

МОМЗИКОВ Николай Васильевич

ФГБОУ ВО «Уфимский университет науки и технологий», Россия.
Студ. ин-та информатики, математики и робототехники
E-mail: nickmmzk@gmail.com

ELIZAROVA Anastasiya Valeryevna

Ufa University of Science and Technologies, Russia.
Postgraduate student. Institute of Informatics, Mathematics, and Robotics. Technical Cybernetics Dept.
E-mail: elizarovaanastasia@gmail.com

SAITOVA Guzel Askhatovna

Ufa University of Science and Technologies, Russia.
Assoc. Prof. of the Technical Cybernetics Dept. Dipl. Systems Engineer (Ufa Aviation Institute, 1986). Cand. Tech. Sciences in system analysis, management, and information processing. (Ufa State Aviation Technical University, 2003). Research in the field of multi-connected control systems for complex technical objects
E-mail: saitova@bk.ru
ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-3535-3435>

MOMZIKOV Nikolay Vasilyevich

Ufa University of Science and Technologies, Russia.
Stud. Institute of Computer Science, Mathematics and Robotics.
E-mail: nickmmzk@gmail.com