

УДК 004.89

DOI: [10.26102/2310-6018/2023.41.2.016](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2023.41.2.016)

Конфигурирование и разработка модели искусственной нейронной сети для системы управления системой энергоснабжения космических аппаратов в условиях неопределенных факторов

И.В. Логинов^{1,2}, В.Л. Бурковский¹, Г.А. Нетесов^{1,3}

¹Воронежский государственный технический университет, Воронеж, Российская Федерация

²АО "Концерн "Созвездие", Воронеж, Российская Федерация

³АО «Орбита», Воронеж, Российская Федерация
ivvialog@yandex.ru

Резюме. В статье рассмотрены неопределенные факторы, которые могут привести к нештатным ситуациям в системе управления системой энергоснабжения космических аппаратов. Выделены определенные факторы, поддающиеся прогнозированию, а также факторы, влияние которых можно учесть при проектировании системы управления и при выстраивании алгоритмов управления. Выявлены неопределенные факторы, которые возможно спрогнозировать с применением интеллектуализации системы управления распределением электроэнергии. Выделены элементы системы, надежность которых возможно повысить, применив интеллектуальную систему управления и прогнозирования нештатных ситуаций на основе искусственных нейронных сетей. Проведен анализ существующего алгоритма управления системой энергоснабжения. На основе телеметрических параметров, используемых в данном алгоритме, выделены телеметрические параметры для использования в интеллектуальной системе управления системой энергоснабжения. Определен критерий для наступления нештатной ситуации, наступление которой должна прогнозировать искусственная нейронная сеть. Рассмотрены конфигурации искусственных нейронных сетей, которые возможно применить в качестве основы для интеллектуальной системы управления системой энергоснабжения космических аппаратов. Рассмотрена проблема оптимизации доступной обучающей выборки данных для обучения искусственной нейронной сети. Рассмотрены подходящие методы оптимизации обучения нейронных сетей, учитывая специфику задачи. Предложена конкретная конфигурация искусственной нейронной сети, учитывающая специфику применения и неоднородный характер обучающей выборки данных.

Ключевые слова: системы электроснабжения космических аппаратов, аппаратура регулирования и контроля, нейронные сети, интеллектуализация, системы прогнозирования.

Для цитирования: Логинов И.В., Бурковский В.Л., Нетесов Г.А. Конфигурирование и разработка модели искусственной нейронной сети для системы управления системой энергоснабжения космических аппаратов в условиях неопределенных факторов. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии.* 2023;11(2). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1366> DOI: 10.26102/2310-6018/2023.41.2.016

Configuration and development of artificial neural network model for spacecraft power supply system control system under the conditions of uncertain factors

I.V. Loginov^{1,2}, V.L. Burkovsky¹, G.A. Netesov^{1,3}

¹Voronezh State Technical University, Voronezh, the Russian Federation

²Concern Sozvezdiye JSC, Voronezh, the Russian Federation

³Orbita JSC, Voronezh, the Russian Federation

ivvlalog@yandex.ru

Abstract. The paper considers uncertain factors that can lead to abnormal situations in the control system of the power supply system of a spacecraft. Certain factors that can be predicted as well as factors whose influence can be accounted for when designing the control system and building control algorithms are highlighted. Uncertain factors that can be predicted using the intellectualization of electric power distribution control system have been identified. Elements of the system the reliability of which can be improved by applying intelligent control system and the prediction of abnormal situations on the basis of artificial neural networks have been identified. The analysis of existing control algorithm for power supply system has been carried out. By means of the telemetry parameters used in this algorithm, selected telemetry parameters for use in the intelligent control system of the power supply system have been identified. The criterion for an emergency situation the occurrence of which must predict the artificial neural network is defined. The configurations of artificial neural networks which can be used as a foundation for intelligent control system of power supply system of a spacecraft are considered. The problem of available training data sample optimization for training the artificial neural network is regarded. Suitable methods for the optimization of neural network training in the context of the specifics of the problem are considered. A specific configuration of artificial neural network, mindful of the specifics of application and the heterogeneous nature of the training data sample, is proposed.

Keywords: spacecraft power supply systems, regulation and control equipment, neural networks, intellectualization, forecasting systems.

For citation: Loginov I.V., Burkovsky V.L., Netesov G.A. Configuration and development of artificial neural network model for spacecraft power supply system control system under the conditions of uncertain factors. *Modeling, Optimization and Information Technologies*. 2023;11(2). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1366> DOI: 10.26102/2310-6018/2023.41.2.016

Введение

Система электроснабжения (СЭС) является одной из основных систем, обеспечивающих функционирование космических аппаратов (КА).

Основной задачей при построении СЭС КА является повышение энергетических характеристик систем. К этим характеристикам относят: отдаваемую мощность, удельные массогабаритные показатели, надежность и долговечность.

С целью повышения живучести системы и продления ее ресурса дополнительно внедряется цифровая система управления с использованием телеметрической информации (ЦСУТ) внутренних параметров СЭС. Данная система призвана реагировать на показания датчиков телеметрии в целях выбора оптимального в текущий момент режима работы исполнительных механизмов СЭС, а так же недопущения развития аварии в случае, когда показания датчиков телеметрии сигнализируют о критическом уровне измеряемого параметра. Из описания задач, решаемых ЦСУТ, видно, что данная система призвана реагировать исключительно на измеряемые в текущий момент показания датчиков телеметрии, однако не может спрогнозировать вероятность наступления аварии до того, как датчики телеметрии обнаружат отклонение параметров от нормы и при условии воздействия неопределенных факторов.

Из вышесказанного следует, что факторы, воздействующие на СЭС КА, можно разделить на две группы: определенные (воздействие которых можно избежать или спрогнозировать) и неопределенные.

К определенным факторам относятся:

- освещенность БФ (батареи фотоэлектрические);
- заряд вторичных источников электропитания (аккумуляторных батарей);

- энергопотребление КА;
- температура элементов СЭС;
- воздействие радиационных поясов Земли.

К неопределенным факторам относятся:

- метеоритные тела;
- космические лучи.

Космические лучи, в свою очередь, можно разделить по свойствам их происхождения и энергетическим спектрам на:

- галактические космические лучи (ГКЛ), превосходящие по своей проникающей способности все другие виды излучений, кроме нейтрино;

- солнечные космические лучи (СКЛ), имеющие постоянную (радиоизлучение спокойного Солнца) и переменную (в виде всплесков и шумовых бурь) составляющие. После сильной солнечной вспышки радиоизлучение Солнца возрастает в тысячи и даже миллионы раз по сравнению с радиоизлучением спокойного солнца [1].

Учитывая возможность прогнозирования солнечной активности, в данной статье, в качестве неопределенного фактора, влияющего на работоспособность СЭС КА, рассматривается именно воздействие ГКЛ на электронику систем регулирования и контроля СЭС.

Следует особо отметить, что проблема возникновения радиационных эффектов в элементах бортового электронного оборудования КА в результате воздействия отдельных тяжелых заряженных частиц (ТЗЧ) является чрезвычайно острой для КА с орбитами любых типов [1-2].

В данной статье будет рассмотрена возможность увеличения степени надежности системы путем интеллектуализации системы принятия решения ЦСУТ, а также исследуется возможность прогнозирования неисправностей и нештатных ситуаций СЭС, вызываемых воздействием неопределенных факторов.

Описание области применения

Для рассмотрения в данной статье взята обобщенная схема СЭС перспективного научно-энергетического модуля (НЭМ) российского сегмента международной космической станции с двумя общими силовыми шинами: высоковольтной (БСШ-В) и низковольтной (БСШ-Н). В данной системе в качестве первичных источников энергии и используются 16 батарей фотоэлектрических (БФ), с соответствующими им регуляторами тока (РТ). Подсистема распределения и преобразования энергии представлена силовыми коммутаторами (КС1 и КС2), преобразователем напряжения (ПН), зарядным устройством (ЗУ) для питания блока центральной вычислительной машины (БЦВМ), а также для питания блока центрального управления (БЦУ), отвечающего за работу зарядно-разрядного устройства (ЗРУ) вторичных источников электропитания.

В качестве вторичных источников используются никель-водородные аккумуляторные батареи (НВАБ) в количестве 12 штук. В состав каждой из аккумуляторных батарей входит блок электроники (БЭ), предназначенный для анализа и передачи телеметрической информации с датчиков давления, температуры и напряжения НВАБ.

Повышение живучести и характеристик данной системы можно достигнуть путем описания объектов, уровней управления, модулей, систем, алгоритмов работы и их взаимодействий, выявления факторов, оказывающих на систему наибольшее влияние в процессе регулирования, с целью оптимизации и интеллектуализации СЭС КА и повышения энергетических характеристик.

Структура информационных потоков в приборах аппаратуры регулирования и контроля и ее информационно-логические связи с приборами системы энергоснабжения НЭМ приведена на Рисунке 1.

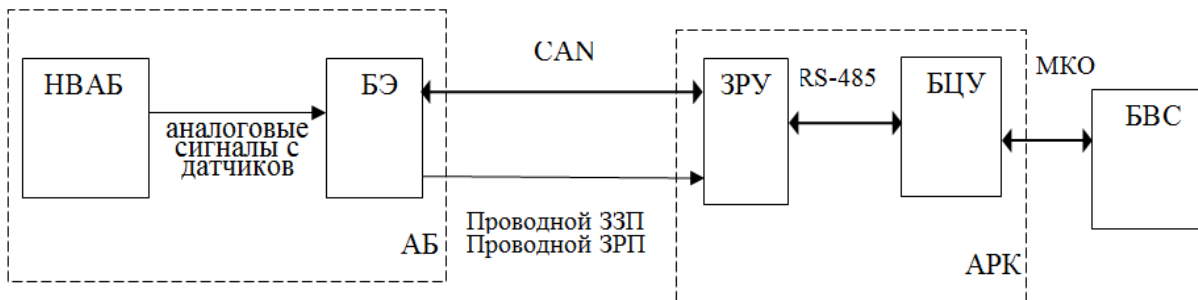


Рисунок 1 – Структура информационных потоков, генерируемых приборами аппаратуры регулирования и контроля

Figure 1 – Structure of information flows generated by devices of regulation and control equipment

Иерархию уровней управления аккумуляторными батареями (АБ) можно представить следующим образом:

Первый уровень – блок электроники (БЭ). Обеспечивает аппаратные и вычислительные средства БЭ каждой НВАБ, позволяет выполнять обмен телеметрической информацией с ЗРУ и обеспечивает выполнение исполнительных команд ЗРУ.

Второй уровень – ЗРУ. Обеспечивает аппаратные и вычислительные средства зарядно-разрядного устройства (ЗРУ), обеспечивающие программную реализацию алгоритмов управления зарядом / разрядом в различных режимах работы АБ по данным, поступающим от БЭ и от БЦУ.

Третий уровень – БЦУ аппаратуры регулирования и контроля (АРК). Обеспечивает программно-аппаратное взаимодействие с ЗРУ в части передачи команд, параметров, телеметрической информации о состоянии интерфейсных линий, обмен данными с бортовой вычислительной сетью (БВС).

Четвертый уровень – БВС. Обеспечивает сбор и обработку телеметрической информации о параметрах состояния АБ и АРК, выдачу команд на запуск тестовосстановительных циклов, подзаряда, отмену этих команд, а также на управление ЗРУ АБ (включить / отключить ЗРУ и др.), в том числе и в случае нештатных ситуаций.

Управление зарядом / разрядом батарей с помощью ЗРУ является критически важной функцией АРК [3]. Воздействие ТЗЧ на микроконтроллеры ЗРУ или БЭ могут спровоцировать искажение телеметрической информации или невозможность ее обработки, а необходимость исследовать изменение телеметрии в динамике для прогнозирования аварийных ситуаций требует внедрять интеллектуализацию управления на более высоком уровне управления.

Таким образом, внедрять интеллектуализацию системы управления СЭС необходимо на четвертом уровне иерархии управления, то есть, на уровне бортовой вычислительной сети, так как именно на этом уровне система управления может обладать максимальной полнотой информации для принятия решений и выдачи управляющих воздействий.

Автоматизированное управление и выдача команд на исполнительные механизмы (ЗРУ) производится с помощью алгоритма с ветвлением, описывающим порядок и условия реакции системы на телеметрическую информацию, получаемую от датчиков.

В целях повышения надежности, в системе управления СЭС предусмотрено множественное резервирование систем управления, телеметрии и обмена информацией.

Тем не менее, система не способна оценить влияние произошедшего отказа на будущие параметры СЭС, а способна лишь постфактум реагировать на произошедшую нештатную ситуацию (НШС). Кроме того, система не способна прогнозировать вероятность воздействия неопределенных факторов в различных ситуациях и предпринять меры по минимизации наносимого неопределенными факторами урона, что уменьшает устойчивость системы к их воздействию.

В алгоритмах управления СЭС присутствует множество телеметрических параметров, на основе которых БВС выдает команды исполнительным механизмам. Эти параметры были выбраны при разработке СЭС в качестве показателей качества работы составных частей СЭС и всей системы энергоснабжения в целом.

При этом нельзя полностью исключить наличие взаимосвязей, которые не были приняты во внимание при разработке алгоритма управления, между определенными параметрами составных частей СЭС и возникновением НШС.

Для решения данной задачи может использоваться искусственная нейронная сеть (ИНС) определенной конфигурации.

Результаты

Рассмотрим два класса нейронных сетей, разделенных по типу обучения: обучающиеся «с учителем» (по образцу) и «без учителя» (без образца). В первом случае обучение нейронной сети проходит на основе имеющейся обучающей выборки данных, после тренировки на которых, ИНС сможет адекватно реагировать на ситуации, которых не было в обучающей выборке. Во втором случае образцы верной реакции для ИНС исходно отсутствуют.

На текущий момент идет сбор и подготовка генеральной совокупности данных для формирования обучающей выборки. Учитывая наличие большого объема данных телеметрии, который можно получить при наземной отработке СЭС, рационально будет применять самообучающиеся ИНС, обученные по образцу. К таким ИНС можно отнести: однослойный и многослойный перцептроны, сети с обратным распространением ошибки, машину Больцмана.

На данном этапе разработки системы интеллектуализации, в качестве критерия возникновения НШС предполагается использовать перегрев аккумулятора вторичного источника электропитания СЭС, который может возникнуть при воздействии ТЗЧ на электронику аппаратуры регулирования и контроля СЭС и передаче ошибочных команд управления.

В качестве обучающей выборки из общего массива телеметрии будут выбраны параметры напряжения аккумуляторной батареи, максимальное напряжение аккумулятора в батарее, минимальное напряжение аккумулятора в батарее, разница между максимальным и минимальным давлением в аккумуляторах батареи, работа режима заряда и работа режима разряда в моменты времени t_1 и t_2 . Таким образом, входные данные для обучения будут представлять собой векторные значения в двумерном пространстве.

При обучении нейронной сети одним из приемов, которые ускоряют обучение модели, является нормализация входных данных [4-6]. Так как входные данные обучающей выборки имеют различную природу и размерность, нормализация обучающей выборки необходима. Для нормализации будет применен метод Z-оценки. Это метод масштабирования данных на основе математического ожидания и

среднеквадратичного отклонения: деление разницы между данными и математическим ожиданием на величину среднеквадратичного отклонения [4-7].

Для нормализации z-оценки используется формула (1).

$$z_i = \frac{x_i - \mu(x_i)}{\sigma}, \quad (1)$$

где x_i – изначальное значение параметра, σ – среднеквадратичное отклонение параметра, μ – математическое ожидание параметра, z - нормализованное значение параметра x_i .

Математическое ожидание и среднеквадратичное отклонение вычисляются по формулам (2) и (3) соответственно.

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, \quad (2)$$

где n – количество имеющихся значений параметра x .

$$\sigma^2 = \mu[x - \mu(x)]^2. \quad (3)$$

В случае СЭС КА, для выдачи исполнительных команд механизмам и устройствам СЭС (например, ЗРУ), необходима ИНС, способная реализовать динамическое управление компонентами оперативного уровня системы. Для этих целей типовой моделью нейронной сети является многослойный перцептрон, обученный методом обратного распространения ошибки [8].

В качестве начальной точки исследования возможности использования многослойного перцептрона для решения поставленной задачи принято решение сконфигурировать нейронную сеть двумя скрытыми слоями. Зная количество входных и выходных нейронов сети, количество нейронов скрытых слоев определено по формулам (4, 5, 6).

$$r = \sqrt[3]{\frac{n}{m}}; \quad (4)$$

$$k_1 = mr^2; \quad (5)$$

$$k_2 = mr, \quad (6)$$

где k_1 – число нейронов в первом скрытом слое, k_2 – число нейронов во втором скрытом слое, n – число нейронов во входном слое, m – число нейронов в выходном слое.

Структура получившейся нейронной сети изображена на Рисунке 2.

Учитывая вероятный нелинейный характер взаимосвязей параметров элементов системы, целесообразным является выбор нелинейной функции активации нейронов, например, сигмоиды (7) или гиперболического тангенса (5) [9].

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (7)$$

$$f(x) = \tanh(x) = \frac{e^{2x}-1}{e^{2x}+1} = \frac{2}{1+e^{-2x}} - 1. \quad (8)$$

В качестве методов оптимизации (минимизации функции ошибки) обучения ИНС можно рассмотреть следующие группы: различные вариации метода градиентного спуска, импульсные методы оптимизации, адаптивные методы оптимизации, квазиньютоновские методы.

Проблема выбора метода оптимизации нейронной сети в зависимости от специфики применения рассмотрена в источнике [9].

Несмотря на то, что существуют исследования [10], подтверждающие низкую обобщаемость адаптивных методов (Adam, RMSProp, Adagrad) оптимизации на наборах данных с большим количеством параметров, в конкретном случае разработки модели

ИНС СЭС КА целесообразно в качестве метода оптимизации применять адаптивные методы оптимизации, в частности, метод Adam.

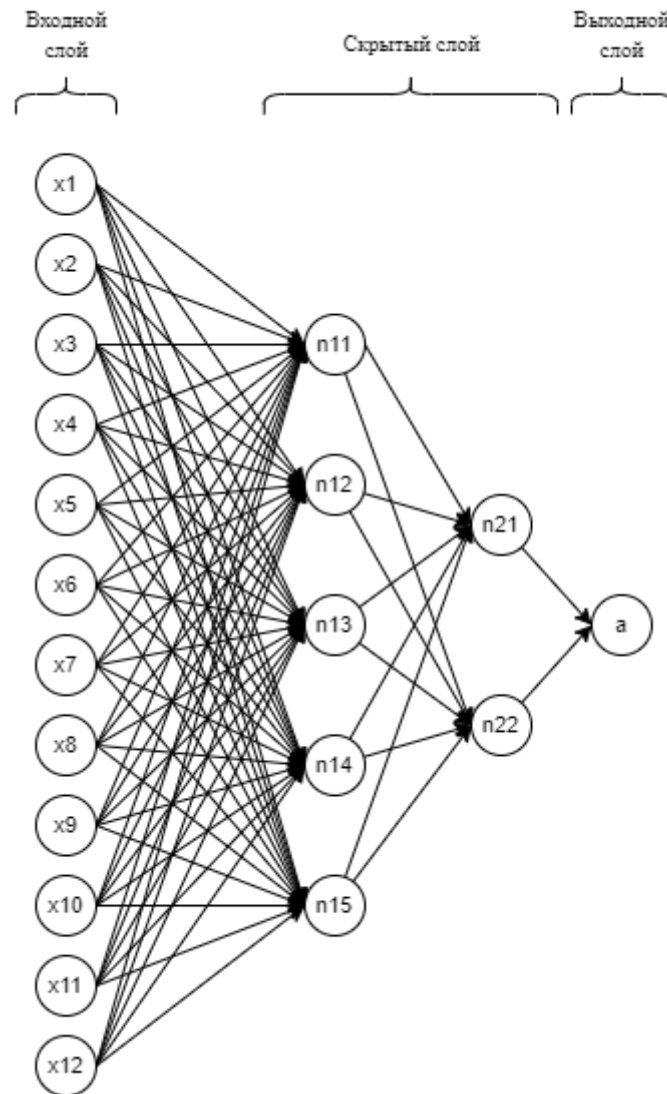


Рисунок 2 – Структура нейронной сети.
 Figure 2 – Structure of the neural network.

Это связано с тем, что итоговая выборка данных для обучения скорее всего будет являться несбалансированной, что может привести к невозможности обучения нейронной сети при использовании метода градиентного спуска или импульсного метода оптимизации [9].

Заключение

В данной статье была рассмотрена специфика управления КА в условиях воздействия неопределенных факторов на примере системы энергоснабжения перспективного Российского научного энергетического модуля. Выявлены наиболее уязвимые компоненты системы энергоснабжения, определены компоненты, подходящие для интеллектуализации их системы управления. Рассмотрен вариант интеллектуализации системы управления с применением искусственных нейронных

сетей, выбраны оптимальные характеристики применимой искусственной нейронной сети.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Алексеев В.П., Ковалёв А.П. Факторы, определяющие надёжность и долговечность конструкций бортовой радиоэлектронной аппаратуры космических аппаратов. *Новые исследования в разработке техники и технологий*. 2015;2:24–28.
2. Кузнецов Н.В., Панасюк М.И. Космическая радиация и прогнозирование сбое- и отказоустойчивости интегральных микросхем в бортовой аппаратуре космических аппаратов. *Вопросы атомной науки и техники (ВАНТ), Серия «Физика радиационного воздействия на радиоэлектронную аппаратуру»*. 2001;1–2:3–8.
3. Савенков В.В., Тищенко А.К., Волокитин В.Н. Принципы построения аппаратуры регулирования и контроля современных систем электроснабжения малоразмерных космических аппаратов. *Решетневские чтения*. 2017;21(1):325–26.
4. Brink H., Richards J.W., Fetherolf M. *Real world Machine Learning*. US: Manning Publications Co; 2017. 266 p.
5. Флах П. *Машинное обучение. Наука и искусство построения алгоритмов, которые извлекают знания из данных*. пер. с англ. А.А. Слинкина. Москва: ДМК Пресс; 2015. 400 с.
6. Жанаева С.Б. К вопросу о подготовке данных при разработке модели нейронной сети. *Вестник СибГУТИ*. 2022;4(60):69–79.
7. Шолле Ф. *Глубокое обучение на Python. Серия «Библиотека программиста»*. Санкт-Петербург: Питер; 2018. 400 с.
8. Краснов С.С., Куралесова Н.О. Выбор модели нейронной сети для системы принятия решений при управлении сложными техническими устройствами. *Вестник Волжского университета им. В.Н. Татищева*. 2013;4(22):92–96.
9. Каширина И.Л., Демченко М.В. Исследование и сравнительный анализ методов оптимизации, используемых при обучении нейронных сетей. *Вестник Воронежского государственного университета*. 2018;4:123–132.
10. Wilson A.C., Roelofs R., Stern M., Srebro N., Recht B. *The Marginal Value of Adaptive Gradient Methods in Machine Learning*. US: Cornell University Library; 2017. 14 p.

REFERENCES

1. Alekseev V.P., Kovalev A.P. Factors determining the reliability and durability of spacecraft avionics structures. *Novye issledovaniya v razrabotke tekhniki i tekhnologii*. 2015;2:24–28. (In Russ.).
2. Kuznetsov N.V., Panasyuk M.I. Space Radiation and Fault and Fault Tolerance Prediction of Integrated Circuits onboard Spacecraft Equipment. *Voprosy atomnoi nauki i tekhniki (VANT), Seriya "Radiatsionnoe vozdeistvie na radioelektronnyuyu apparaturu" = Questions of atomic science and technics. Series: Physics of radiation effects on radio-electronic equipment*. 2001;1–2:3–8. (In Russ.).
3. Savenkov V.V., Tishchenko A.K., Volokitin V.N. Principles of construction of regulation and control equipment of modern power supply systems for small spacecrafts. *Reshetnevskie chteniya*. 2017;21(1):325–326. (In Russ.).
4. Brink H., Richards J.W., Fetherolf M. *Real world Machine Learning*. US: Manning Publications Co; 2017. 266 p.
5. Flakh P. *Machine Learning. The science and art of building algorithms that extract knowledge from data. translated from English by A.A. Slinkin*. Moscow: DMK Press; 2015. 400 p. (In Russ.).

6. Zhanaeva S.B. To the question of data preparation in the development of a neural network model. *Vestnik SibGUTI = The Herald of the Siberian State University of Telecommunications and Information Science*. 2022;4(60):69–79. (In Russ.).
7. Sholle F. *Deep Learning in Python. Programmer's Library Series*. Sankt-Petersburg: Piter; 2018. 400p. (In Russ.).
8. Krasnov S.S., Kuralesova N.O. Selection of a neural network model for a decision-making system for controlling complex technical devices. *Vestnik Volzhskogo universiteta im. V.N. Tatishcheva = Vestnik of Volzhsky University after V.N. Tatischev*. 2013;4(22):92–96. (In Russ.).
9. Kashirina I.L., Demchenko M.V. Research and comparative analysis of optimization methods used in the training of neural networks. *Vestnik Voronezhskogo gosudarstvennogo universiteta = Proceedings of Voronezh State University*. 2018;4:123-132. (In Russ.).
10. Wilson A.C., Roelofs R., Stern M., Srebro N., Recht B. *The Marginal Value of Adaptive Gradient Methods in Machine Learning*. US: Cornell University Library; 2017. 14 p.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Логинов Иван Владимирович, аспирант, Воронежский государственный технический университет, АО "Концерн "Созвездие", Воронеж, Российская Федерация.
e-mail: ivvialog@yandex.ru

Ivan Vladimirovich Loginov, Postgraduate Student, Voronezh State Technical University, Voronezh, Concern Sozvezdiye JSC, the Russian Federation.

Бурковский Виктор Леонидович, доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой электропривода, автоматике и управления в технических системах, Воронежский государственный технический университет, Воронеж, Российская Федерация.
e-mail: bvl@vorstu.ru

Victor Leonidovich Burkovsky, Doctor of Technical Sciences, Professor, Head of Electric Drive, Automation and Control in Technical Systems Department, Voronezh State Technical University, Voronezh, the Russian Federation.

Нетесов Григорий Андреевич, инженер по наладке и испытаниям, АО «Орбита», Воронежский государственный технический университет, Воронеж, Российская Федерация.
e-mail: grisha.netyosov@yandex.ru

Grigory Andreevich Netesov, Tuning and Testing Engineer, Orbita JSC, Voronezh State Technical University, Voronezh, the Russian Federation.

Статья поступила в редакцию 28.04.2023; одобрена после рецензирования 14.05.2023; принята к публикации 06.06.2023.

The article was submitted 28.04.2023; approved after reviewing 14.05.2023; accepted for publication 06.06.2023.