

Прогнозирование технического состояния судовых электроэнергетических систем

А.С. Стеклов, А.В. Серебряков, В.Г. Титов
ФГБОУВО «Нижегородский государственный технический университет имени Р.Е. Алексева»,
г. Нижний Новгород, Российская Федерация
E-mail: steklov84@mail.ru

Авторское резюме

Состояние вопроса: В настоящее время наибольшее применение в задачах прогнозирования получили методы авторегрессионного анализа и искусственные нейронные сети. Применение нейросетевых методов для прогнозирования остаточного ресурса оборудования затруднено тем, что для обучения сети необходимо наличие достоверной обучающей выборки, включающей изменение технического состояния оборудования в прошлом. Для исследования задачи прогнозирования технического состояния судовых электроэнергетических систем требуется создание условий работы, близких к промышленным, а также длительного непрерывного мониторинга. Данные требования сложно реализовать в лабораторных условиях. В связи с этим основной задачей исследования является решение проблемы прогнозирования технического состояния электротехнической системы путем применения авторегрессионного анализа.

Материалы и методы: Прогнозирование состояния судовых электроэнергетических систем основано на анализе временного ряда с помощью модели авторегрессии проинтегрированного скользящего среднего, которая позволяет предсказывать значение прогнозируемой величины с учетом внешних факторов, таких как условия эксплуатации и износ оборудования. Для разработки модели использован аппарат дифференциальных уравнений.

Результаты: Предложена модель анализа временного ряда степени работоспособности судовых электроэнергетических систем, отличающаяся от существующих моделей тем, что позволяет при прогнозировании не только учитывать значение интегрального параметра поврежденности, но и принимать во внимание факторы, влияющие на скорость изменения технического состояния оборудования, такие как условия технологического процесса и срок эксплуатации оборудования. В отличие от нейросетевых моделей прогнозирования данная модель не требует наличия обучающей выборки.

Выводы: Полученные результаты могут быть использованы в составе экспертных систем прогнозирования технического состояния судовых электроэнергетических систем. На примере последних 12 месячных наблюдений (1 год) показано, что построенная модель авторегрессионного проинтегрированного скользящего среднего хорошо прогнозирует ряд. Предложенная модель предназначена для прогнозирования технического состояния судовых электроэнергетических систем.

Ключевые слова: судовые электроэнергетические системы, работоспособность, прогнозирование, модель Бокса-Дженкинса, модель авторегрессии, скользящее среднее, техническое состояние, временной ряд.

Forecasting technical condition of ship electric power systems

A.S. Steklov, A.V. Serebryakov, V.G. Titov
Nizhny Novgorod State Technical University named after R.E. Alekseev, Nizhny Novgorod, Russian Federation
E-mail: steklov84@mail.ru

Abstract

Background: At present, autoregressive analysis and artificial neural networks are the most frequently used methods in forecasting problems. However, it is not easy to use neural network techniques to predict the residual life of equipment as the network can only be trained if there is an accurate training sample, including changes in the equipment technical condition in the past. Besides, to study the problem of predicting the technical condition of ship electric power systems requires the creation of working conditions that are close to industrial ones, as well as long-term continuous monitoring. These requirements can hardly be fulfilled in a laboratory. The objective of this research is to solve the problem of forecasting the technical condition of the electrical system by autoregressive analysis.

Materials and methods: Predicting the condition of a ship electric power system is based on the analysis of a time series by applying the integrated moving average autoregression model that takes account of external factors, such as the operating conditions and equipment wear. The model development employed the apparatus of differential equations.

Results: A model has been developed to analyse the time series of ship electric power system efficiency degree. The model is different from the existing ones as it allows accounting not only for the value of the integral damage parameter but also for the factors that influence the rate with which the equipment technical condition changes, such as the process conditions and the equipment life cycle. Unlike the neural network forecasting methods, this model does not require a training sample.

Conclusions: The results obtained can be used in expert systems of forecasting technical condition of ship power systems. For example, the last 12 monthly observations (1 year) show that the developed model of the autoregressive integrated moving average forecasts a series. The proposed model is aimed at predicting technical condition of ship power systems.

Key words: electric power systems of ships, efficiency, forecasting, Box-Jenkins model, autoregression model.

Состояние вопроса. В связи с возрастающей ролью автоматических и автоматизированных систем возрастает значение предвидения их состояния. Без предвидения нельзя управлять состоянием системы, нельзя своевременно предупредить аварийные ситуации.

С появлением технических систем, выполняющих ответственные функции, возрастает роль предвидения технического состояния в некоторый будущий отрезок времени, с тем чтобы можно было своевременно принять меры по предотвращению отказов. В процессе развития техники возникла задача управления техническим состоянием сложных систем путем своевременного переключения на резерв, своевременного перехода на новые рабочие режимы и т. п. Но управлять без прогнозирования ожидаемого состояния нельзя. Таким образом, новые этапы развития техники вызвали к жизни новую техническую проблему – проблему прогнозирования технического состояния.

Для изделий важно установить не только то, что они исправны в данный момент времени (в период контроля), но и то, что они будут продолжать оставаться исправными на протяжении некоторого будущего интервала времени.

При прогнозировании события можно выделить два характерных подхода к решению поставленной задачи:

- прогнозирование будущего состояния данного события на основании изучения закономерности изменения данного события;
- прогнозирование будущего состояния данного события на основании изучения другого события (или группы других событий), связанного с данным.

Техническое состояние изделия определяется значением технических параметров, от которых зависит его работоспособность. Изменение этих параметров обычно вызывается многими причинами, поэтому исключается возможность установить однозначную связь между изменением параметра и причинами, вызывающими такое изменение.

Процесс прогнозирования преследует различные цели. Он позволяет определить: 1) протекание процесса на протяжении будущего отрезка времени в конкретной размерности; 2) ожидаемую вероятность того, что исследуемый процесс не выйдет за установленные допусковые границы; 3) к какому классу по долговечности следует отнести исследуемый процесс. В зависимости от прогнозируемых параметров и целевой направленности прогнозирования выбираются имеющиеся методы и математический аппарат.

Множество и размер классов определяют специфическими техническими особенностями прогнозируемых объектов [1–4, 6–10].

Материалы и методы. В случае использования авторегрессионного анализа рассматривается задача прогнозирования степени работоспособности (SR) судовой электроэнергетической системы (СЭЭС).

В качестве исходных данных воспользуемся информацией о месячной динамике изменения степени работоспособности за 12 последовательных лет – с 2004 по 2015 г. [5]. На рис. 1 представлен график переменной «Степень работоспособности SR» СЭЭС.

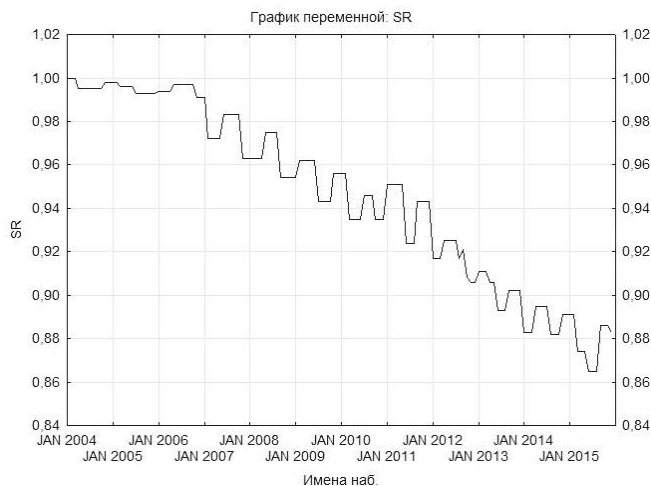


Рис. 1. График переменной «Степень работоспособности SR» СЭЭС

Во временном ряду степени работоспособности СЭЭС нет отчетливо выраженных регулярных составляющих. Необходимо не только выделить регулярные компоненты, но также построить прогноз. Для этого предлагается впервые использовать методологию АРПСС для прогнозирования степени работоспособности СЭЭС, разработанную Боксом и Дженкинсом.

Процесс авторегрессии. Большинство временных рядов содержат элементы, которые последовательно зависят друг от друга. Такую зависимость можно выразить следующим уравнением:

$$X_t = \xi + \varphi_1 X_{(t-1)} + \varphi_2 X_{(t-2)} + \varphi_3 X_{(t-3)} + \dots + \varepsilon,$$

где ξ – константа (свободный член); $\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3$ – параметры авторегрессии.

Каждое наблюдение есть сумма случайной компоненты (случайное воздействие ε) и линейной комбинации предыдущих наблюдений.

Требование стационарности. Заметим, что процесс авторегрессии будет стационарным, только если его параметры лежат в определенном диапазоне. Например, если имеется только один параметр, то он должен находиться в интервале $-1 < \varphi < +1$. В противном случае предыдущие значения будут накапливаться и значения последующих x_t могут быть неограниченными, следовательно, ряд не будет стационарным. Если имеется несколько параметров авторег-

рессии, то можно определить аналогичные условия, обеспечивающие стационарность.

Процесс скользящего среднего. В отличие от процесса авторегрессии, в процессе скользящего среднего каждый элемент ряда подвержен суммарному воздействию предыдущих ошибок. В общем виде это можно записать следующим образом:

$$X_t = \mu + \varepsilon_t - \theta_1^* \varepsilon_{(t-1)} - \theta_2^* \varepsilon_{(t-2)} - \theta_3^* \varepsilon_{(t-3)} - \dots$$

где μ – константа; $\theta_1, \theta_2, \theta_3$ – параметры скользящего среднего.

Другими словами, текущее наблюдение ряда представляет собой сумму случайной компоненты (случайное возмущение ε) в данный момент и линейной комбинации случайных возмущений в предыдущие моменты времени.

Модель авторегрессии и скользящего среднего (АРПСС). Общая модель, предложенная Боксом и Дженкинсом, включает как параметры авторегрессии, так и параметры скользящего среднего. А именно, имеется три типа параметров модели: параметры авторегрессии (p); порядок разности (d); параметры скользящего среднего (q). В обозначениях Бокса и Дженкинса модель записывается как АРПСС (p, d, q). Например, модель (0, 1, 2) содержит 0 (нуль) параметров авторегрессии (p) и 2 параметра скользящего среднего (q), которые вычисляются для ряда после взятия разности с лагом 1.

Идентификация. Как отмечено ранее, для модели АРПСС необходимо, чтобы ряд был стационарным, это означает, что его среднее постоянно, а выборочные дисперсия и автокорреляция не меняются во времени. Поэтому обычно необходимо брать разности ряда до тех пор, пока он не станет стационарным (часто также применяют логарифмическое преобразование для стабилизации дисперсии).

Оценивание и прогноз. Следующий после идентификации шаг (*оценивание*) состоит в оценивании параметров модели. Полученные оценки параметров используются на последнем этапе (*прогноз*) для того, чтобы вычислить новые значения ряда и построить доверительный интервал для прогноза. Процесс оценивания проводится по преобразованным данным (подвергнутым применению разностного оператора). До построения прогноза нужно выполнить обратную операцию (*интегрировать* данные). Таким образом, прогноз методологии будет сравниваться с соответствующими исходными данными. На интегрирование данных указывает буква I в общем названии модели (АРПСС = Авторегрессионное проинтегрированное скользящее среднее).

Идентификация. Число оцениваемых параметров. Конечно, до того, как начать оценивание, необходимо решить, какой тип модели будет подбираться к данным и какое количество параметров присутствует в модели, иными словами, нужно идентифицировать модель АРПСС.

Для идентификации АРПСС возьмем подходящие разности ряда и рассмотрим соответствующие автокорреляционные и частные автокорреляционные функции.

Выберем преобразование «Натуральный логарифм ($x = \ln(x)$)». После проведения преобразования всех наблюдений график преобразованного ряда представлен на рис. 2.

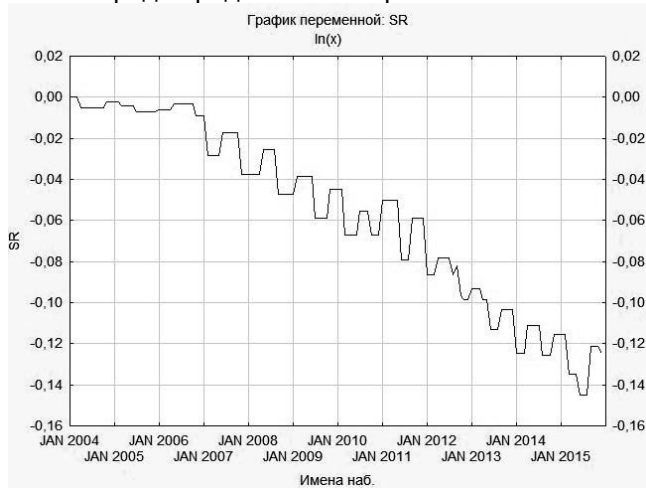


Рис. 2. Преобразованный ряд

Анализ графика показывает, что цель преобразования достигнута, амплитуда колебаний стала более стабильной и ряд готов для дальнейшего исследования.

Взятие разности. Для удаления периодической зависимости возьмем сначала разность ряда с шагом 1. Выбираем преобразование «Разность ($x = x - x(\text{лаг})$)» (рис. 3).

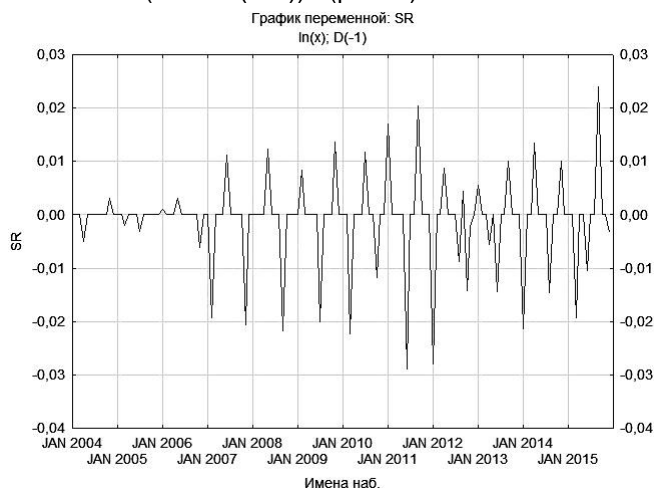


Рис. 3. График преобразованной переменной

Теперь каждый член преобразованного ряда равен разностям между соседними членами прологарифмированного ряда. Заметим, ряд стал короче (на число элементов, равное длине шага 1).

Оцениваемые параметры. Основываясь на разведочном анализе (т.е. идентификации АРПСС), можно прийти к выводу, что модель (с шагом, равным 1) достаточно хорошо подходит к преобразованному ряду. Будут оцениваться два параметра скользящего среднего модели

АРПСС: один – сезонный (Q_s) и один – несезонный (q). Параметры авторегрессии отсутствуют в модели.

Интегрированные преобразования АРПСС. Преобразованный ряд можно теперь непосредственно использовать в АРПСС. Однако в ситуациях, похожих на данную, рекомендуется анализировать исходный ряд и задать необходимые преобразования внутри АРПСС (эти преобразования будут частью спецификации АРПСС). Заметим, внутри АРПСС доступны только преобразования: логарифм, возведение в степень и взятие сезонных/несезонных разностей. В некоторых случаях определенные преобразования рекомендуется выполнять до работы в АРПСС. Речь идет о преобразованиях (например, сглаживание), не изменяющих диапазон данных и к которым не нужно применять обратные преобразования.

Параметры АРПСС. Необходимо задать параметры модели АРПСС. На этапе идентификации АРПСС мы пришли к выводу, что нужно оценить один регулярный параметр скользящего среднего (q), один сезонный (Q) и ни одного параметра авторегрессии.

Оценивание параметров. Параметры АРПСС оцениваются максимизацией функции правдоподобия. Доступны два метода максимизации функции правдоподобия: приближенный (МакЛеода и Сейлза) и точный (Меларда). В общем все методы дают очень похожие результаты. Также все методы показали примерно одинаковую эффективность на реальных данных. Однако метод МакЛеода – самый быстрый, и им можно пользоваться для исследования очень длинных рядов (например, содержащих более 30000 наблюдений). Выберем точный метод (Меларда).

Просмотр результатов. После того, как процедура оценивания сойдется, получим Результаты АРПСС (см. рис. 4).

```

Переменная: SR
Преобразования: ln(x),D(1)
Модель: (0,1,1)(0,0,1) Сезонный лаг: 12
Число набл.:143 Начальная SS=,00815 Итоговая SS=,00807 (99,04%) MS=,00006
Параметры (p/Ps-авторегрессии, q/Qs-скользя. средн.); выделение: p<.05
q(1) Qs(1)
Оценка: ,03222 ,09078
Ст.ошиб.: ,08603 ,07857
    
```

Рис. 4. Диалоговое окно «Результаты АРПСС».

Стандартные ошибки оценок. Для всех оценок параметров вычисляются *асимптотические стандартные ошибки*, для вычисления которых используется матрица частных производных второго порядка, аппроксимируемая конечными разностями.

Оценивание модели. Таблица результатов с оценками, стандартными ошибками, асимптотическими значениями t -статистик и т.д. представлена на рис. 5.

Исход.:SR (SR1 СЭЭС.sta)						
Преобразования: ln(x),D(1)						
Модель:(0,1,1)(0,0,1) Сезонный лаг: 12 MS Остаток= ,00006						
Параметр	Парам.	Асимпт. Ст.ошиб.	Асимпт. t(141)	p	Нижняя 95% дов.	Верхняя 95% дов.
q(1)	0,032223	0,086033	0,374542	0,708564	-0,137858	0,202303
Qs(1)	0,090783	0,078574	1,155373	0,249892	-0,064553	0,246119

Рис. 5. Вывод АРПСС

Обе оценки (сезонных и несезонных параметров) высоко значимы.

Параметры прогноза. Вычислим прогнозы для одного полного сезонного цикла, начиная с последнего наблюдения, т.е. с наблюдения, следующего после 144 (наблюдение 145). Таблица результатов содержит прогнозы и их доверительные интервалы. Параметры прогноза представлены на рис. 6.

Прогнозы: Модель:(0,1,1)(0,0,1) Сезонный лаг: 12 (SR1 СЭЭС.sta)			
Исход.:SR			
Начало исходных: 1 Конец исходн.: 144			
Набл. N	Прогноз	Нижний 90,0000%	Верхний 90,0000%
145	0,883249	0,872256	0,894380
146	0,883249	0,867988	0,898777
147	0,884795	0,866210	0,903778
148	0,884699	0,863335	0,906592
149	0,884699	0,860887	0,909170
150	0,885541	0,859493	0,912378
151	0,885541	0,857462	0,914539
152	0,885648	0,855677	0,916668
153	0,883715	0,852043	0,916564
154	0,883715	0,850375	0,918363
155	0,883642	0,848720	0,920000
156	0,883914	0,847470	0,921925

Рис. 6. Параметры прогноза

График остатков. Более хорошая «картина» получается, когда прогнозы продолжают наблюдаемый ряд. График ряда и прогнозов представлен на рис. 7.

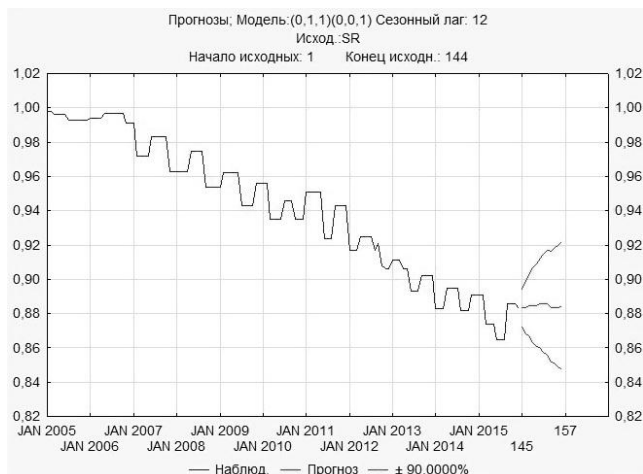


Рис. 7. График ряда и прогнозов

Результаты исследования. Анализ графика показывает, что построенная АРПСС довольно адекватно прогнозирует ряд. Проверим, насколько хорошо построенная модель АРПСС прогнозирует последние 12 наблюдений. По-

строим график ряда и прогнозов со 133 наблюдениями (рис. 8).

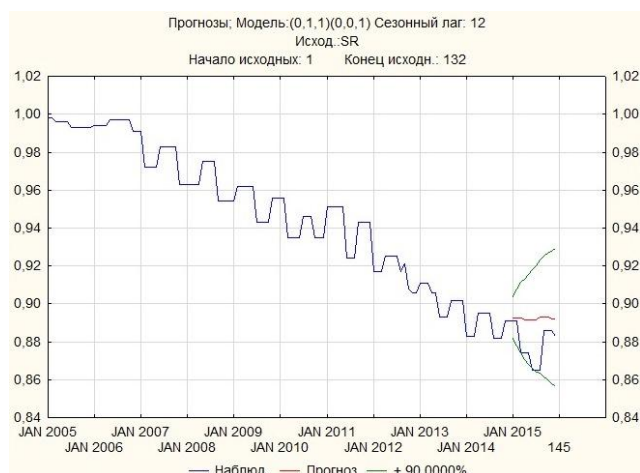


Рис. 8. График ряда и прогнозов со 133 наблюдениями

Анализ графика показывает, что наблюдаемые значения попали в доверительный интервал, т.е. прогноз снова хороший.

Выводы. Предложенный новый подход позволяет прогнозировать степень работоспособности СЭС при различных значениях эксплуатационных факторов.

Рассмотренный подход является перспективным направлением для построения моделей прогнозирования работоспособности судового электрооборудования. Полученные результаты могут быть использованы в составе экспертных систем прогнозирования технического состояния судовых электроэнергетических систем.

Список литературы

1. Дарьенков А.Б., Хватов О.С. Автономная высокоэффективная электрогенерирующая станция // Труды Нижегородского государственного технического университета им. Р.Е. Алексеева. – 2009. – Т. 77. – С. 68–72.
2. Интеллектуальные средства диагностики и прогнозирования надежности авиадвигателей / В.И. Дубровин, С.А. Субботин, А.В. Богуслаев, В.К. Яценко. – Запорожье: ОАО «Мотор-Сич», 2003. – 279 с.
3. Калявин В.П., Рыбаков Л.М. Надежность и диагностика элементов электроустановок. – СПб.: Элмор, 2009. – 336 с.
4. Стеклов А.С., Титов В.Г., Серебряков А.В. Система диагностики технического состояния судового синхронного генератора // Труды Нижегородского государственного технического университета им. Р.Е. Алексеева. – 2016. – № 1. – С. 60–64.
5. Стеклов А.С., Титов В.Г., Серебряков А.В. Определение степени работоспособности судовых

синхронных генераторов с применением искусственных нейронно-нечетких сетей // Вестник Чувашского университета. – 2016. – № 1. – С. 97–104.

6. Deyi Li, Yi Du. Artificial intelligence with uncertainty. Tsinghua University. – Beijing, China. Chapman & Hall / CRC, 2008. – 347 p.
7. Espinosa J., Vandewalle J., Wertz V. Fuzzy logic, identification and predictive control. – London: Springer-Verlag, 2005. – 263 p.
8. Kosko B. Fuzzy systems as universal approximators // IEEE Trans. Comput. – 1994. – V. 43.
9. Sivanandam S.N., Sumathi S., Deepa S.N. Introduction to fuzzy logic using MATLAB. – Springer, 2007. – 441 p.
10. Штовба С.Д. Проектирование нечетких систем средствами MATLAB. – М.: Телеком, 2007.

References

1. Daryenkov, A.B., Khatov, O.S. Avtonomnaya vysokoeffektivnaya elektrogeneriruyushchaya stantsiya [Autonomous highly efficient power generating station]. *Trudy Nizhegorodskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta*, 2009, vol. 77, pp. 68–72.
2. Dubrovin, V.I., Subbotin, S.A., Boguslaev, A.V., Yatsenko, V.K. *Intellektual'nye sredstva diagnostiki i prognozirovaniya nadezhnosti aviadvigatelay* [Intelligent diagnostics and prediction of aircraft engines reliability]. Zaporozh'e, OAO «Motor-Sich», 2003. 279 p.
3. Kalyavin, V.P., Rybakov, L.M. *Nadezhnost' i diagnostika elementov elektroustanovok* [Reliability and diagnostics of electrical elements]. Saint-Petersburg, Elmor, 2009. 336 p.
4. Steklov, A.S., Titov, V.G., Serebryakov, A.V. Sistema diagnostiki tekhnicheskogo sostoyaniya sudovogo sinkhronnogo generatora [System of diagnosing marine synchronous generator technical condition]. *Trudy Nizhe-gorodskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo uni-versiteta*, 2016, no. 1, pp. 60–64.
5. Steklov, A.S., Titov, V.G., Serebryakov, A.V. Opredelenie stepeni rabotosposobnosti sudovykh sinkhronnykh generatorov s primeneniem iskusstvennykh neironnetchetkikh setey [Determining of ship synchronous generator efficiency by using artificial fuzzy-neural networks]. *Vestnik Chuvashskogo universiteta*, 2016, no. 1, pp. 97–104.
6. Deyi, Li, Yi, Du. Artificial intelligence with uncertainty. Tsinghua University, Beijing, China. Chapman & Hall. CRC, 2008. 347 p.
7. Espinosa, J., Vandewalle, J., Wertz, V. Fuzzy logic, identification and predictive control. London, Springer-Verlag, 2005. 263 p.
8. Kosko, B. Fuzzy systems as universal approximators. IEEE Trans. Comput, 1994, v. 43.
9. Sivanandam, S.N., Sumathi, S., Deepa, S.N. Introduction to fuzzy logic using MATLAB. Springer, 2007. 441 p.
10. Shtovba, S.D. *Proektirovanie nechetkikh sistem sredstvami MATLAB* [Designing of fuzzy systems by MATLAB tools]. Moscow, Telekom, 2007.

Стеклов Алексей Сергеевич,

ФГБОУВО «Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е. Алексеева», аспирант кафедры электрооборудования, электропривода и автоматики, e-mail: steklov84@mail.ru

Серебряков Артем Владимирович,
ФГБОУВО «Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е. Алексеева»,
кандидат технических наук, доцент кафедры электрооборудования, электропривода и автоматики,
телефон (831) 436-17-68.

Титов Владимир Георгиевич,
ФГБОУВО «Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е. Алексеева»,
доктор технических наук, профессор кафедры электрооборудования, электропривода и автоматики,
телефон (831) 436-17-68.