

УДК 621.311.238:004.032.26

## РАЗРАБОТКА НЕЙРОСЕТОВОЙ МОДЕЛИ ГАЗОТУРБИНОЙ ЭЛЕКТРОСТАНЦИИ ДЛЯ НАСТРОЙКИ РЕГУЛЯТОРОВ ГАЗОТУРБИНОЙ УСТАНОВКИ

**Ждановский Е.О., Кавалеров Б.В., Килин Г.А.**

*ГОУ ВО «Пермский национальный исследовательский политехнический университет», Пермь,  
e-mail: Zhdanovskiy.e@gmail.com*

В статье рассматривается модель газотурбинной электростанции (ГТЭС), построенная на базе нейронной сети для изучения возможности настройки регуляторов с помощью полученной модели. Модель строится на основе экспериментальных данных, которые могут быть получены или с реальной электростанции, или с помощью первичной сложной поэлементной модели, точность которой прошла предварительную проверку. После обучения нейросетевой модели становится возможным проводить с ее помощью предварительную настройку регуляторов газотурбинных установок. Эти установки являются приводом для электрогенераторов электростанций. Преимущество нейросетевой модели – высокое быстродействие, поэтому с ее помощью можно проводить большое число экспериментов по подбору коэффициентов регуляторов и решать оптимизационные задачи, так как для их решения приходится многократно моделировать поведение электростанции.

**Ключевые слова:** математическая модель, идентификация, газотурбинная установка, синхронный генератор, нейронные сети, газотурбинная электростанция, многослойный перцептрон

## DEVELOPMENT OF NEURAL NETWORK MODEL OF A GAS TURBINE POWER PLANT TO ADJUST THE GAS TURBINE PLANT REGULATORS

**Zhdanovskiy E.O., Kavalеров B.V., Kilin G.A.**

*Perm National Research Polytechnic University, Perm, e-mail: Zhdanovskiy.e@gmail.com*

The article deals with the model of a gas turbine power plant, based on a neural network, as well as studying the possibility of regulator adjustment using the resulting model. The model is constructed using the experimental data that can be obtained with a real power plant, or using a complex feature-based model that has passed pre-verification. After training the neural network it becomes possible to carry out with its help configuration gas turbines regulators. These plants are driven generators for power plants. The advantage of neural network model – high speed, so it can be used to carry out a large number of experiments on the selection of the coefficients of regulator and solve optimization problems, because of their decision for the have to repeatedly simulate the behavior the power plant.

**Keywords:** mathematical model, identification, gas turbine power plant, synchronous generator, neural networks, gas turbine power plant, multilayer perceptron

Особое внимание в России в наше время уделяется газотурбинным установкам (ГТУ), предназначенным для привода синхронных генераторов в составе мини-электростанций мощностью от 2,5 до 20 МВт и более. Этот интерес объясняется тем, что ГТУ обладают высокой надежностью, низким уровнем шума при работе, относительно небольшими размерами и неприхотливостью в дальнейшем использовании. Также в настоящий момент электростанции, работающие на газовом топливе, имеют наиболее привлекательную для потребителя удельную стоимость строительства и низкие затраты при последующей эксплуатации. Вполне понятно, что при дальнейшей эксплуатации ГТУ у технологического персонала и руководства возникает потребность в повышении КПД газотурбинной установки и улучшении показателей качества вырабатываемой электроэнергии. Одним из способов решения данной задачи может быть автоматизация настройки систем автоматического управления (САУ) ГТУ. Обычно

настройку регулятора проводят на стенде и окончательно на реальном объекте, а так как это не простая задача, всегда существует риск снижения качества электроэнергии по частоте и напряжению и даже риск срыва технологического режима, что увеличивает затраты для любого предприятия. Для уменьшения риска возможно использование математической модели, которая повторяла бы поведение реальной ГТУ в составе ГТЭС. Также необходимо отметить, что для настройки регулятора необходима такая модель, которая способна с высокой скоростью моделировать переходные процессы. Алгоритм проведения настройки регулятора при использовании математической модели изображен на блок-схеме (рис. 1).

### Создание математической модели

На данный момент существует множество различных типов математических моделей ГТУ. Например, сложные поэлементные модели являются самым точным вариантом отображения поведения исследу-

емого объекта (ГТУ), так как они состоят из уравнений, описывающих физические процессы, происходящие на установке. Однако процесс получения данных моделей очень трудоёмкий, и они, как правило, обладают довольно низкой скоростью работы. Поэтому они, как правило, используются при проектировании ГТУ.

Модели, полученные с помощью идентификации, имеют более высокую скорость работы, но это неизменно сказывается на точности данного типа моделей.

Поэтому целесообразно исследовать альтернативный путь: получить модель, основанную на базе нейронной сети. Данный выбор обусловлен тем, что газотурбинная электростанция является нелинейной системой [1], а из источников [7] известно, что нейронные сети способны аппроксимировать любой вид нелинейности. К тому же нейронные сети, имеют высокую скорость работы и уже показывали хорошие результаты в моделировании газотурбинных установок [3, 4, 8, 9].

#### Настройка параметров нейронной сети

При настройке нейронной сети, в-первых, необходимо определиться с архитектурой нейронной сети. В нашем случае для построения модели был выбран многослойный персептрон, прежде всего за простоту в реализации и то, что данный тип нейронной

сети уже ранее использовался для идентификации газотурбинной установки [3]. Также к данной архитектуре было решено добавить наличие обратных связей. Благодаря этому нейронная сеть показала улучшение в качестве обучения. Необходимо отметить, что у данной нейронной сети было решено использовать 2 скрытых слоя по 30 нейронов в каждом слое, а функцией активации выбран гиперболический тангенс, который описывается следующим выражением (1):

$$f = th\left(\frac{Y}{\alpha}\right) = \frac{e^{\frac{Y}{\alpha}} - e^{-\frac{Y}{\alpha}}}{e^{\frac{Y}{\alpha}} + e^{-\frac{Y}{\alpha}}}. \quad (1)$$

Область значений данной функции находится в интервале (0; 1), а данная функция изображена на рис. 2.

На рис. 3 представлена архитектура полученной нейронной сети, где  $n_{TK}$  – скорость вращения турбокомпрессора;  $n_{CT}$  – скорость вращения свободной турбины;  $U$  – напряжение СГ;  $I$  – ток СГ;  $N_G$  – мощность СГ;  $I_F$  – ток возбуждения;  $G_T$  – расход топлива;  $U_F$  – напряжение обмотки возбуждения;  $Z_N$  – статическая нагрузка СГ;  $w_{bc}^a$  – весовой коэффициент связи ( $a$  – индекс таблицы весов,  $b$  – номер нейрона в слое, откуда идет связь,  $c$  – номер нейрона в слое, куда приходит связь).

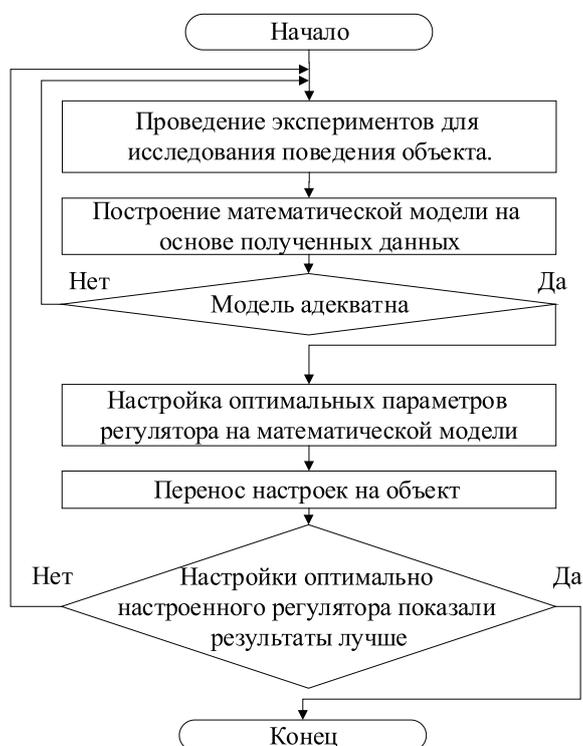


Рис. 1. Алгоритм настройки регулятора при помощи математической модели

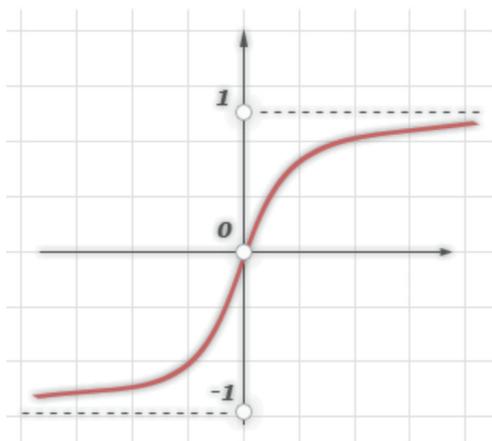


Рис. 2. Функция активации. Гиперболический тангенс

### Получение модели на базе нейронной сети

Для создания модели необходимо получить данные, по которым нейронная сеть могла бы обучиться воссоздавать переходные характеристики ГТУ. Из-за отсутствия доступа к реальной установке экспериментальные данные были получены с помощью, представленной ОАО «Авиадвигатель» (г. Пермь)

сложной поэлементной модели газотурбинной электростанции [3, 5].

В итоге было получено множество переходных характеристик, из которых в последующем было создано 2 выборки:

1. Обучающая выборка – данные, по которым нейронная сеть будет обучаться.

2. Тестовая выборка – независимые данные, то есть переходные процессы, которые не входили в обучающую выборку.

В обучающую выборку вошло 8 экспериментов, проведенных на сброс нагрузки при разных расходах топлива, и 5 экспериментов на наброс нагрузки. При сбросе нагрузка ГТЭС изменялась с 6000 кВт до 1000 кВт, а при набросе – с 1000 кВт до 6000 кВт. Данные были поданы на нейронную сеть, на данном этапе выбирается критерий останова, это значение ошибки, при котором нейронная сеть должна прекратить обучение. Наилучшие результаты получились при критерии останова, равном 0,3. На рис. 4 изображены изменения расхода топлива в кг/ч.

На рис. 5 и 6 изображены переходные характеристики сложной поэлементной модели и модели, основанной на базе нейронной сети, также представлена таблица, в которой приведена мера адекватности полученной модели по критерию Тейла [6].

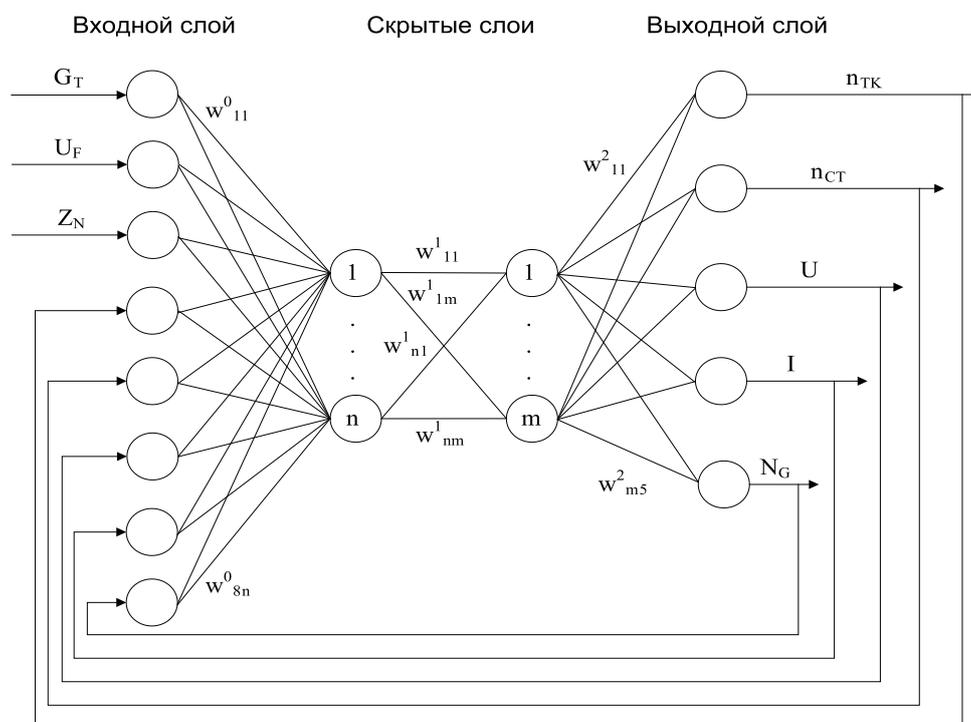


Рис. 3. Архитектура созданной нейронной сети

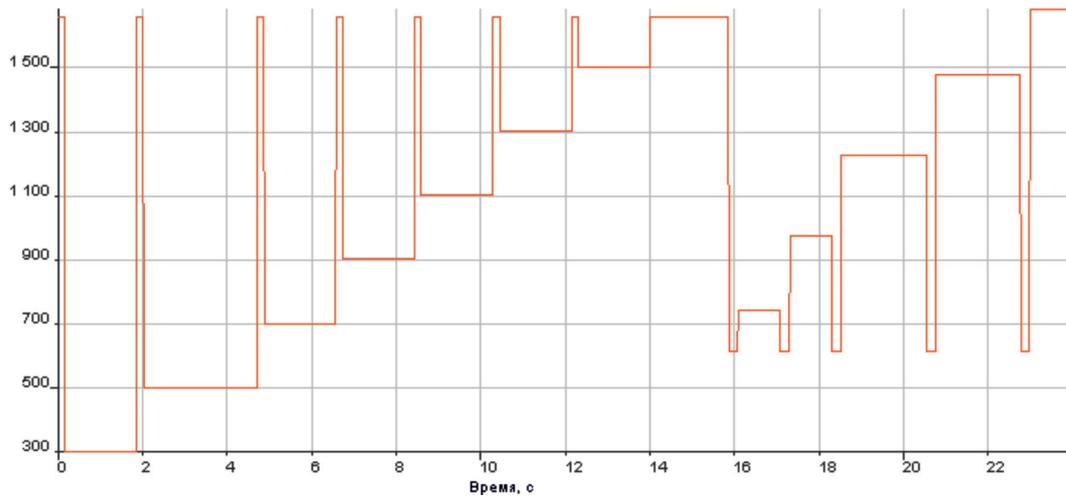


Рис. 4. Изменение расхода топлива (кг/ч) в обучающей выборке

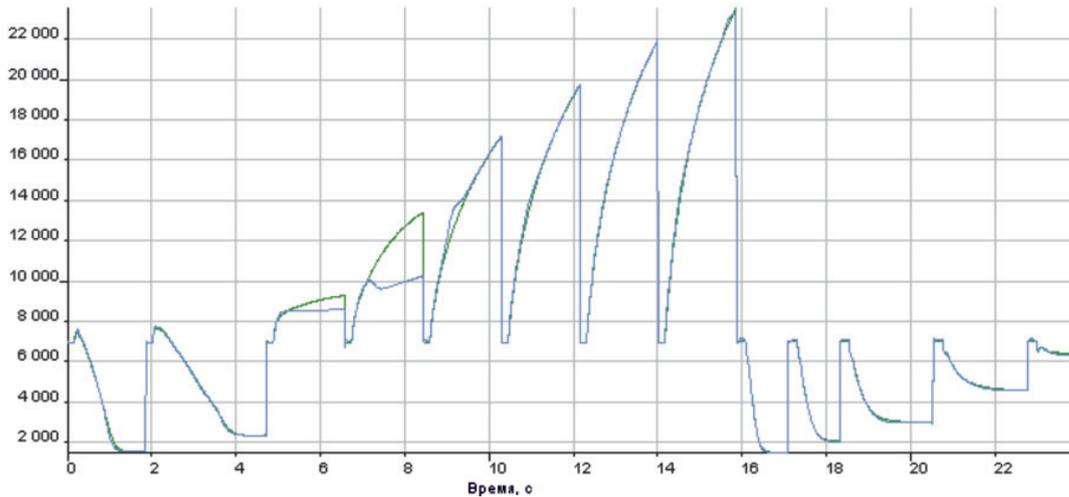


Рис. 5. Частота вращения свободной турбины (об/мин) в обучающей выборке:  
 1 – данные, полученные с помощью сложной поэлементной модели;  
 2 – данные, полученные с помощью модели на базе нейронной сети

Таблица 1

Меры адекватности модели

Переменная	Мера адекватности модели
Скорость вращения свободной турбины	0,05
Действующее напряжение синхронного генератора	0,02

Таблица 2

Меры адекватности модели

Переменная	Мера адекватности модели
Скорость вращения свободной турбины	0,04
Действующее напряжение синхронного генератора	0,02

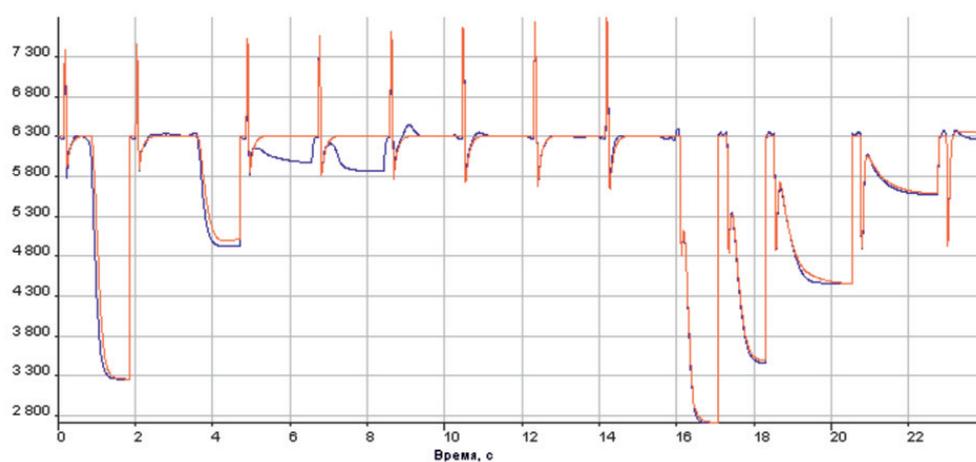


Рис. 6. Напряжение синхронного генератора (В) в обучающей выборке:  
 1 – данные, полученные с помощью сложной поэлементной модели;  
 2 – данные, полученные с помощью модели на базе нейронной сети

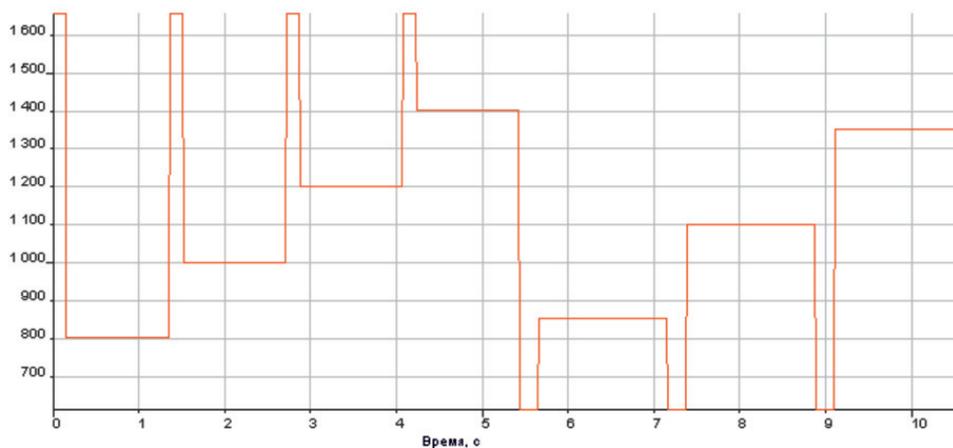


Рис. 7. Изменение расхода топлива (кг/ч) в тестовой выборке

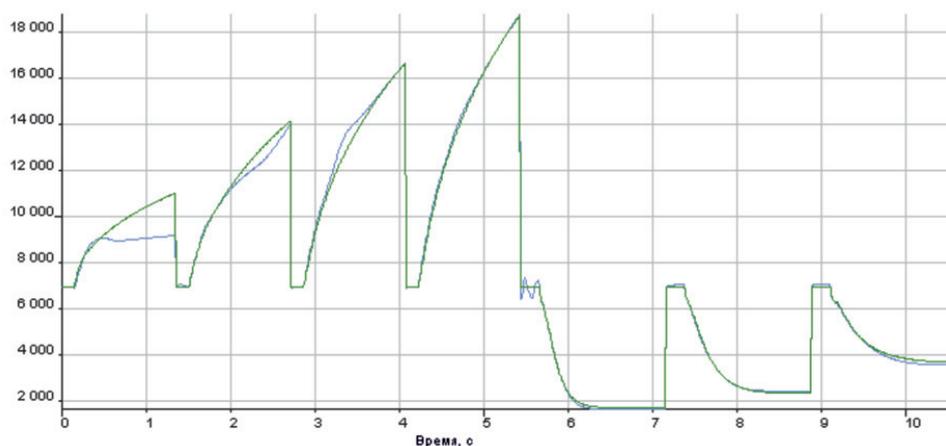


Рис. 8. Частота вращения свободной турбины (об/мин) в тестовой выборке:  
 1 – данные, полученные с помощью сложной поэлементной модели;  
 2 – данные, полученные с помощью модели на базе нейронной сети

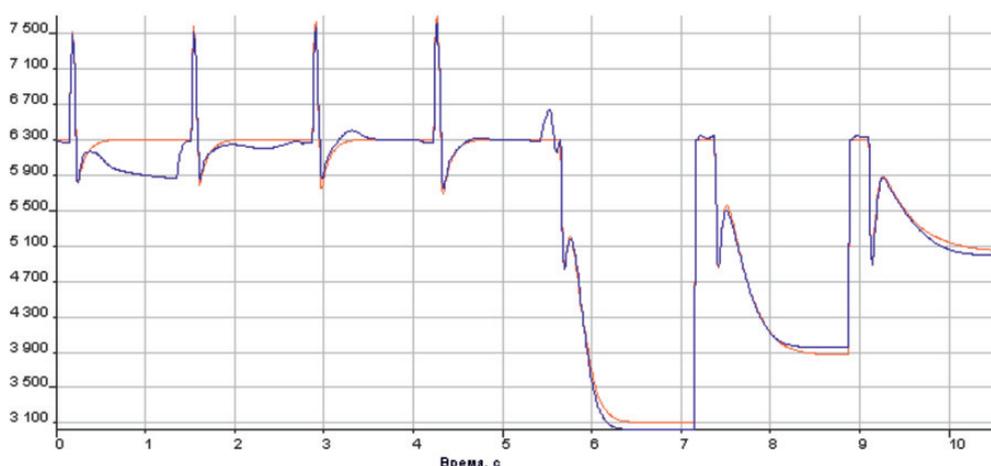


Рис. 9. Напряжение синхронного генератора ( $V$ ) в тестовой выборке:  
1 – данные, полученные с помощью сложной поэлементной модели;  
2 – данные, полученные с помощью модели на базе нейронной сети

На следующем шаге проверяется обобщающая способность нейронной сети, а именно способна ли она моделировать переходные процессы не входившие в обучающую выборку. В тестовую выборку вошло 4 эксперимента на сброс и 3 эксперимента на наброс нагрузки, а изменение расхода топлива изображено на рис. 7.

В табл. 2 приведены меры адекватности модели по критерию Тейла, а на рисунках 8 и 9 изображены полученные результаты.

### Заклучение

Из полученных результатов видно, что у нейросетевой модели есть некоторые расхождения в статическом режиме по сравнению со сложной поэлементной моделью, предоставленной ОАО «Авиадвигатель». Однако, после обучения модель, построенная на базе нейронной сети, работает гораздо быстрее сложной поэлементной модели, а это значительно упрощает процесс настройки регулятора. К тому же для настройки регулятора нам не обязательно абсолютное совпадение переходных характеристик, достаточно повторение динамики в пределах, задаваемых критерием Тейла, а динамика сравниваемых моделей, как видно из рисунков, практически совпадает. Соответственно в статье представлена быстродействующая модель ГТЭС, на которой становится возможно произвести предварительную настройку регуляторов ГТУ за приемлемое время. Окончательная проверка настройки регуляторов САУ производится при натурных испытаниях ГТЭС на специализированных стендах [2].

### Список литературы

1. Жернаков С.В., Равилов Р.Ф. Идентификация обратной многорежимной модели ГТД по параметрам его масляной системы на основе технологии нейронных сетей // Вестник ИжГТУ имени М.Т. Калашникова. – 2011. – № 3. – С. 126–129.
2. Гуревич О.С. Управление авиационными газотурбинными двигателями: Учебное пособие. – М.: Изд-во МАИ, 2001. – 100 с.
3. Кавалеров Б.В., Казанцев В.П., Шмидт И.А., Рязанов А.Н., Один К.А. Интеллектуализация испытаний конвертированных газотурбинных установок для электроэнергетики // Системы управления и информационные технологии. – 2012. – № 1(47). – С. 84–88.
4. Килин Г.А., Зиятдинов И.Р., Кавалеров Б.В. Использование нейросетевой модели для настройки автоматических регуляторов газотурбинной электростанции // Известия Уральского государственного горного университета. – 2016. – Вып. 2 (42). – С. 66–69.
5. Килин Г.А., Кавалеров Б.В. Разработка математической модели газотурбинной электростанции на основе технологии нейронных сетей // Климовские чтения-2016: перспективные направления развития двигателестроения: сборник докладов международной научно-технической конференции. – СПб.: Скифия-принт. – 2016. – С. 223–233.
6. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2011611839 РФ. Программный комплекс «Комплекс математических моделей электрогенератора и электросети» «КМЭС» // Петроченков А.Б., Кавалеров Б.В., Шигапов А.А. и др. / Дата регистрации 28.02.2011.
7. Тейл Г. Эконометрические прогнозы и принятие решений. – М.: Статистика, 1971. – 488 с.
8. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание. Издательский дом Вильямс, 2008.
9. Роберт К. Основные концепции нейронных сетей / Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс, 2001».
10. Asgari H. et al. Artificial neural network-based system identification for a single-shaft gas turbine // Journal of Engineering for Gas Turbines and Power. – 2013. – Т. 135. – № 9. – С. 092601.
11. Asgari H., Chen X. Q., Sainudiin R. Modelling and simulation of gas turbines. International Journal of Modelling, Identification and Control. – 2013. – Т. 20, № 3. – P. 253–270.

**References**

1. Zhernakov S.V., Ravilov R.F. Identifikacija obratnoj mnogorezhimnoj modeli GTD po parametram ego masljanoj sistemy na osnove tehnologii nejronnyh setej // Vestnik IzhGTU imeni M.T. Kalashnikova. 2011. no. 3. pp. 126–129.
2. Gurevich O.S. Upravlenie aviacionnymi gazoturbinnymi dvigateljami: Uchebnoe posobie. M.: Izd-vo MAI, 2001. 100 p.
3. Kavalero B.V., Kazancev V.P., Shmidt I.A., Rjazanov A.N., Odin K.A. Intellektualizacija ispytanij konvertirovannyh gazoturbinnih ustanovok dlja jelektroenergetiki // Sistemy upravlenija i informacionnye tehnologii. 2012. no. 1(47). pp. 84–88.
4. Kilin G.A., Zijatdinov I.R., Kavalero B.V. Ispolzovanie nejrosetevoj modeli dlja nastrojki avtomaticheskikh reguljatorov gazoturbinnoj jelektrostantsii // Izvestija Uralskogo gosudarstvennogo gornogo universiteta. 2016. Vyp. 2 (42). pp. 66–69.
5. Kilin G.A., Kavalero B.V. Razrabotka matematicheskoi modeli gazoturbinnoi jelektrostantsii na osnove tehnologii nejronnyh setej // Klimovskie chtenija-2016: perspektivnye napravlenija razvitiya dvigatelestroenija: sbornik dokladov mezhdunarodnoj nauchno-tehnicheskoi konferencii. SPb.: Skifija-print. 2016. pp. 223–233.
6. Svidetelstvo o gosudarstvennoj registracii programmy dlja JeVM no. 2011611839 RF. Programmnyj kompleks «Kompleks matematicheskikh modelej jelektrogeneratora i jelektroseti» «KMJeS» // Petrochenkov A.B., Kavalero B.V., Shigapov A.A. i dr. / Data registracii 28.02.2011.
7. Tejl G. Jekonometricheskie prognozy i prinjatje reshenij. M.: Statistika, 1971. 488 p.
8. Hajkin S. Nejronnye seti: polnyj kurs, 2-e izdanje. Izdatelskij dom Viljams, 2008.
9. Robert K. Osnovnye koncepcii nejronnyh setej / Per. s angl. M.: Izdatelskij dom «Viljams, 2001».
10. Asgari H. et al. Artificial neural network-based system identification for a single-shaft gas turbine // Journal of Engineering for Gas Turbines and Power. 2013. T. 135. no. 9. pp. 092601.
11. Asgari H., Chen X. Q., Sainudiin R. Modelling and simulation of gas turbines. International Journal of Modelling, Identification and Control. 2013. T. 20, no. 3. pp. 253–270.