

DOI: 10.15593/2224-9397/2020.2.13

УДК 621.311.238:004.942.032.26

Е.А. Заборовцев, М.А. Колпакова, Г.А. КилинПермский национальный исследовательский политехнический университет,
Пермь, Россия

НЕЙРОСЕТЕВАЯ МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ ГАЗОТУРБИННОЙ ЭЛЕКТРОСТАНЦИИ С УЧЕТОМ РАЗЛИЧНЫХ РЕЖИМОВ ЕЕ ЭКСПЛУАТАЦИИ

Модельно-ориентированный подход хорошо зарекомендовал себя в задачах конструирования, оптимизации, настройки сложных технологических систем. Использование математических моделей на ранних этапах испытаний позволяют в значительной мере ускорить и упростить процедуру испытаний таких объектов. При этом необходимо отметить, что любая математическая модель всегда разрабатывается под решение какой-либо конкретной задачи. Например, для синтеза, настройки или оптимизации системы управления сложным технологическим объектом нужна такая модель, быстрое действие которой позволит провести на ней значительное количество экспериментов. При этом адекватность такой модели должна оцениваться через возможность решения поставленной задачи. В большинстве случаев такое быстрое действие достигается путем упрощения модели через отбрасывание факторов, влияние которых считается незначительным при решении задачи испытаний системы управления. В рассматриваемой работе для этого выбран подход с использованием искусственных нейронных сетей, на основе которых в ходе реализации алгоритма обучения формируются нейросетевые математические модели. **Целью** исследований является получение многорежимной нейросетевой математической модели газотурбинной электростанции. При этом используются **методы** теории искусственных нейронных сетей для получения упрощенной математической модели газотурбинной электростанции. В результате на основе репрезентативных экспериментальных данных наброса и сброса электрической мощности получена модель газотурбинной электростанции, учитывающая оба выбранных режима, при этом быстрое действие и адекватность модели таковы, что она может использоваться для проведения на ней испытаний систем управления. **Практическая значимость** выполненных исследований состоит в использовании разработанной математической модели газотурбинной электростанции для испытаний систем управления, что позволяет значительно сократить время испытаний, а это приводит к существенной экономии денежных, материальных и человеческих ресурсов.

Ключевые слова: газотурбинная установка; газотурбинная электростанция; математическая модель; искусственные нейронные сети.

E.A. Zaborovtsev, M.A. Kolpakova, G.A. Kilin

Perm National Research Polytechnic University, Perm, Russian Federation

NEURAL NETWORK MATHEMATICAL MODEL OF GAS TURBINE POWER PLANT TAKING INTO ACCOUNT DIFFERENT MODES OF ITS OPERATION

Introduction: the model-oriented approach is well established in the tasks of designing, optimizing, and configuring complex technological systems. Using mathematical models at the early stages of testing can significantly speed up and simplify the testing procedure for such objects. It should be noted that any mathematical model is always developed to solve a specific problem. For example, to synthesize, configure, or optimize a control system for a complex technological object, you need a model whose performance allows you to conduct a significant number of experiments on it. At the same time, the adequacy of such a model should be evaluated through the possibility of solving the task. In most cases, this speed is achieved by simplifying the model by discarding factors that are considered insignificant in solving the problem of testing the control system. In our work, we have chosen an approach using artificial neural networks, on the basis of which, during the training algorithm based on experimental data, we obtain neural network mathematical models. **Purpose:** obtaining a multi-mode neural network mathematical model of a gas turbine power plant. **Methods:** using the theory of artificial networks to obtain a simplified mathematical model of a gas turbine power plant. **Results:** on the basis of representative experimental data of the electric power system power surge and discharge, a model of a gas turbine power plant is obtained, taking into account these two modes, the speed and adequacy of which is sufficient for testing the control system on it. **Practical relevance:** using a mathematical model of a gas turbine power plant for testing control systems allows you to significantly reduce the test procedure, which leads to significant savings in money, material and human resources.

Keywords: gas turbine plant; gas turbine power plant; mathematical model; artificial neural networks.

Введение. Современное промышленное производство, как и обеспечение жизни современного общества, невозможны без использования электрической энергии. Опыт разработки электроэнергетических систем (ЭЭС) во всем мире показывает высокий спрос на использование в энергетике газотурбинных установок (ГТУ) малой и средней мощности [1–2]. Большое количество таких ГТУ производится в России на основе разработанных в нашей стране конвертированных авиационных двигателей [3], что стало возможным благодаря значительному отечественному опыту в разработке ГТУ для наземных применений, например, в Пермском крае такие ГТУ успешно производятся с начала 90-х гг. прошлого века.

Сегодня ГТУ малой и средней мощности находят применение в городах и поселках, отдаленных и труднодоступных районах России для обеспечения электроэнергии и теплоснабжения.

Для функционирования авиационных ГТУ в составе газотурбинной электростанций (ГТЭС) нужна система автоматического управления (САУ) ГТУ. Одним из ключевых назначений САУ ГТУ является обеспечение в соответствии с требованиями ГОСТ и отраслевых стандартов показателей качества вырабатываемой электроэнергии. И здесь наличествует проблема. Дело в том, что изначально такие САУ разрабатывались для авиационных ГТУ. После конвертирования таких ГТУ в наземные версии ГТУ требования к САУ ГТУ также изменяются, и такие САУ нужно синтезировать и настраивать применительно к новым условиям эксплуатации, а при проведении испытаний желательно исследовать их поведение для возможно более широкого спектра условий работы газотурбинной электростанции. Это значительно увеличивает время и стоимость проведения испытаний. Ситуация усугубляется тем фактом, что влияние ЭЭС на разработку, тестирование и адаптацию САУ ГТУ в настоящее время учитывается недостаточно.

Все это создает серьезные сложности в обеспечении требуемого качества вырабатываемой ГТЭС электроэнергии [4].

Разрешить проблему возможно за счет применения математического моделирования поведения ГТЭС в различных условиях эксплуатации для испытания алгоритмического обеспечения САУ ГТУ.

В статье рассматривается нейросетевая модель ЭЭС, позволяющая гибко и эффективно настроить САУ ГТУ при учете разнообразных возмущений электрической системы, имеющих место при эксплуатации ГТЭС.

1. Газотурбинные электростанции. Газотурбинные установки (ГТУ) представляют собой очень перспективные источники электрической энергии (рис.1). В данном случае речь идёт о небольших, мобильных модульных электростанциях на базе отечественных ГТУ с питанием газом. ГТУ конструктивно представляет собой устройство, которое объединяет в себе комплекс газовых турбин, а также электрический генератор, газоздушный тракт, системы управления и множество добавочных приборов, куда включаются и пусковое устройство, и компрессор, и теплообменный аппарат или котёл-утилизатор, который используется для повышения температуры сетевой воды для промышленного снабжения [5].

Электрическая турбина и генератор являются составными ГТУ, которые располагаются в одном корпусе. Схема установки газовой турбины весьма проста: газ, который образуется при истощении топ-

лива, начинает помогать вращению турбинных лопастей. Далее поток горячего газа приводит в действие лопатки электрической турбины, тем самым генерируя крутящий момент. Выходящие газы способствуют образованию пара, который соответственно образовался из воды в котле-утилизаторе. Именно при такой схеме польза газа в данной ситуации увеличивается вдвое.

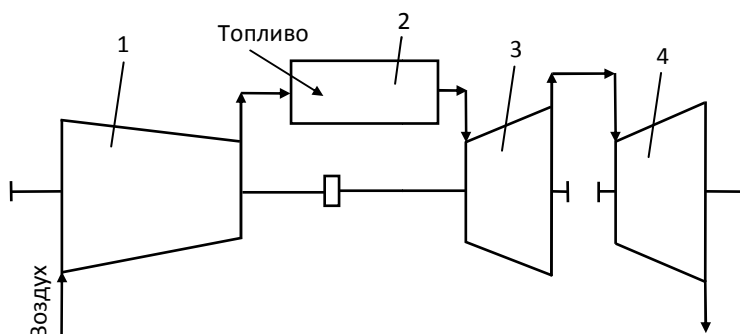


Рис. 1. Кинематическая схема двухвальной ГТУ (1 – компрессор; 2 – камера сгорания; 3 – компрессорная турбина; 4 – свободная турбина)

Основной тип электростанций сегодня – это электростанция комбинированного типа (рис. 2). Электростанция смешанного типа предполагает совокупность паровой и газовой турбины. Такие электростанции, базу которых составляют парогазовые конструкции, обладают весьма значительным коэффициентом полезного действия – 58 %, помимо этого они являются экологически чистыми и работают с выделением очень малого количества парниковых газов.

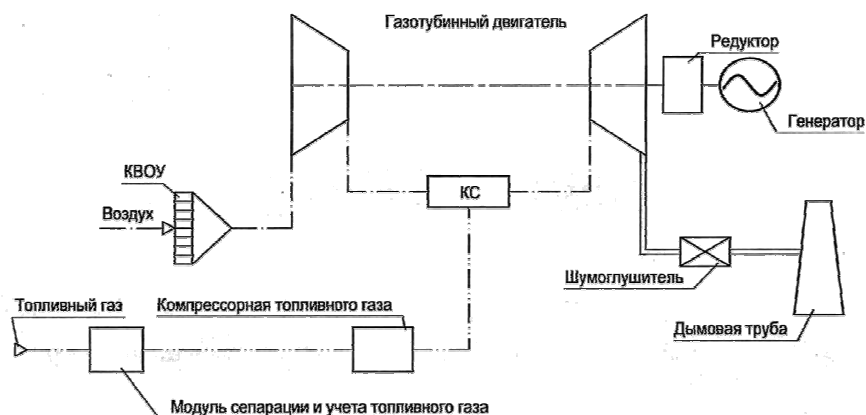


Рис. 2. Принципиальная технологическая схема ГТС

Электростанции комбинированного типа имеют отчетливое преимущество при работе на природном газе или жидком топливе. Газ не только приводит в действие основную турбину, но и поступает в специальный котел-утилизатор. Здесь он поднимает температуру водяного пара, и вследствие высокого давления паровая турбина функционирует и передает энергию другому генератору.

Благодаря подобной схеме достигается значительная эффективность электростанции комбинированного типа на базе парогазовой установки [5, 6]. ГТУ применяют во многих отраслях промышленности: нефтеперерабатывающей, газодобывающей, металлургической, лесной и т.д.

2. Математические модели и их применения. Математические модели, а также основанный на них модельно-ориентированный подход являются мощным инструментом, так как дают возможность осуществлять проверки, отладку, регулировку, модификацию объекта (регулятора) в отсутствие прямой деятельности с настоящим объектом, что существенно увеличивает результативность, а также темпы введения в эксплуатацию. При этом математические модели необходимо получать (разрабатывать) во многих случаях с самого начала.

Широкое распространение получили так называемые упрощенные или быстрорешаемые модели. Упрощенная модель состоит из уравнений, не являющихся «физическими», которые не являются уравнениями газовой динамики, термодинамики, механики. Точность такого вида моделей достигается за счет выбора входящих в уравнения переменных коэффициентов [7, 8].

Преимущества данного вида моделей заключаются в их простоте и скорости работы на оборудовании. В частности, эти модели позволяют производить расчеты в реальном времени или даже быстрее. Это позволяет использовать такие модели на полунатурных стендах, предназначенных для отработки, отладки, доводки, настройки САУ.

К недостаткам таких моделей можно отнести их меньшую точность, ограниченный рабочий диапазон. В случае изменения характеристик какого-либо узла некоторые из быстрорешаемых моделей необходимо получать заново. В большинстве случаев быстрорешаемые модели получают на основе экспериментальных данных, а именно на основе переходных процессов, получаемых либо со сложной модели, либо с реального объекта. Один из способов получения быстрорешаемых моделей заключается в использовании искусственных нейронных сетей (ИНС) [9–14].

3. Получение нейросетевой математической модели ГТЭС. Архитектура нейронной сети для математической модели ГТЭС. Для построения нейросетевых математических моделей ГТЭС [15–19] необходимо наличие репрезентативных экспериментальных данных и нейронной сети, архитектура которой позволит за приемлемый промежуток времени обучить ее на этих экспериментальных данных. В качестве базовой архитектуры нейронной сети был выбран многослойный персептрон, так как он хорошо себя зарекомендовал в задачах получения математических моделей газотурбинной установки [9–11] и является достаточно простым для понимания [13, 14]. Для обоснования архитектуры было проведено большое количество экспериментов, на основе анализа которых были выбраны архитектура и рекомендации по ее выбору. Именно такая архитектура в дальнейшем применялась для получения нейросетевых математических моделей энергосистемы различной конфигурации. На рис. 3, *а*, *б* показаны зависимости количества скрытых слоев, времени обучения и среднеквадратичной ошибки.

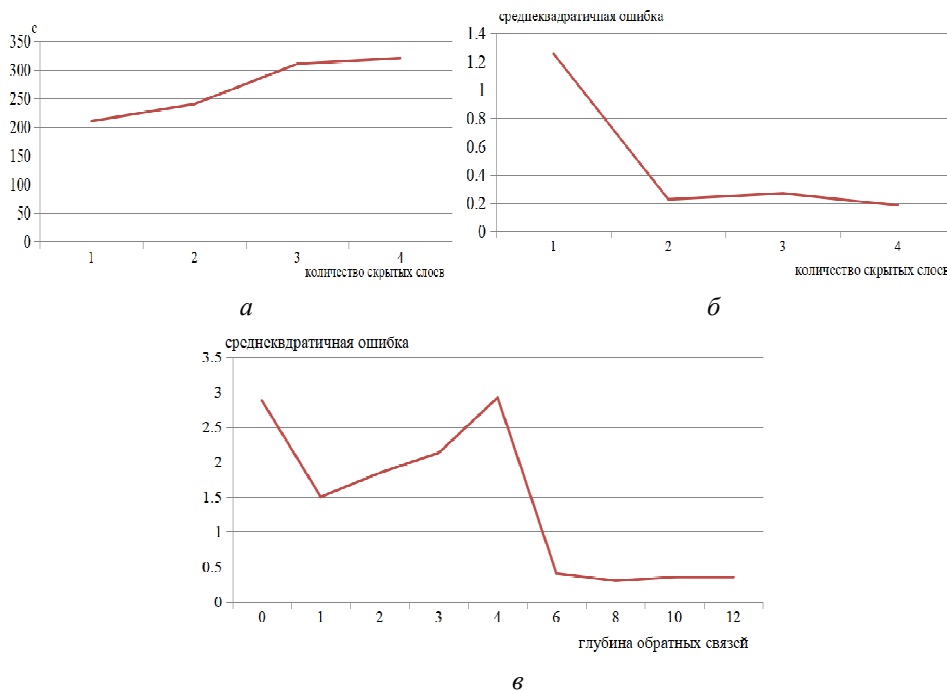


Рис. 3. Зависимости: времени обучения за 1000 итераций от количества скрытых слоев нейронной сети (*а*); среднеквадратичной ошибки от количества скрытых слоев (*б*); среднеквадратичной ошибки от глубины обратных связей (*в*)

На основе полученных моделей, времени обучения и рекомендаций [13, 14] было принято решение использовать не менее двух скрытых слоев. Хотя для решения многих задач одного скрытого слоя достаточно, но практика работы с нейронными сетями [9–11] показала необходимость использования, как минимум, двух скрытых слоев.

На рис. 3, в показана зависимость среднеквадратичной ошибки от глубины обратных связей (рекуррентная нейронная сеть) при равном количестве итераций обучения.

На основании анализа полученных данных и графиков (см. рис. 3) сделан вывод о целесообразности использования глубины обратных связей в диапазоне с 8 до 12 в связи с одинаковым значением ошибки. Так как разница в ошибке для выбранного диапазона незначительна, принято решение за базисную величину выбрать глубину обратных связей равной 10.

Исходя из количества точек в экспериментальных данных (рис. 5), полученных ранее для обучения ИНС для получения математической модели ГТЭС, и зная количество скрытых слоев можно определить необходимое количество нейронов в скрытых слоях. Возьмем количество скрытых слоев, равное двум, и составим следующее уравнение:

$$(i \cdot h_1 + h_1 \cdot h_2 + h_2 \cdot o) \cdot n = p, \quad (1)$$

где i – количество нейронов в входном слое; h_1, h_2 – количество нейронов в первом и втором скрытых слоях; o – количество нейронов в выходном слое; n – коэффициент соотношения количества настраиваемых параметров к количеству точек в экспериментальных данных; p – количество точек в экспериментальных данных.

Из источников [13, 14] известно, что количество настраиваемых параметров должно быть в 2 – 5 раз меньше, чем количество примеров в обучающих данных, т.е. $n = 2 \dots 5$. Количество точек также известно и $p = 5500$ точек. Для удобства вычислений возьмем, что $h_1 = h_2$ и количество входов $i = 3$ (рис. 4) и $o = 5$ (рис. 4). В итоге уравнение (1) примет следующий вид:

$$(h^2 + 8h) \cdot (2 - 5) = 5500, \quad (2)$$

где h – количество нейронов в скрытом слое.

Для удобства примем $n = 3$, тогда получим следующее квадратное уравнение:

$$h^2 + 8h - 1833 = 0. \quad (3)$$

Решив квадратное уравнение, получим $h = 39$, т.е. по 39 нейронов в каждом из скрытых слоев. Стоит отметить, что при наличии обратных связей количество нейронов в скрытых слоях будет меняться.

В итоге выбранная архитектура сети представляет из себя полносвязную нейронную сеть с обратными связями.

Эксперименты для получения обучающей выборки. Для получения нейросетевой математической модели (рис. 4) было проведено пять экспериментов с набросом нагрузки с 1000 до 6000 кВт и пять экспериментов со сбросом нагрузки с 6000 до 1000 кВт, тем самым предполагается обучать нейросетевую модель двум наиболее характерным режимам эксплуатации ГТЭС.

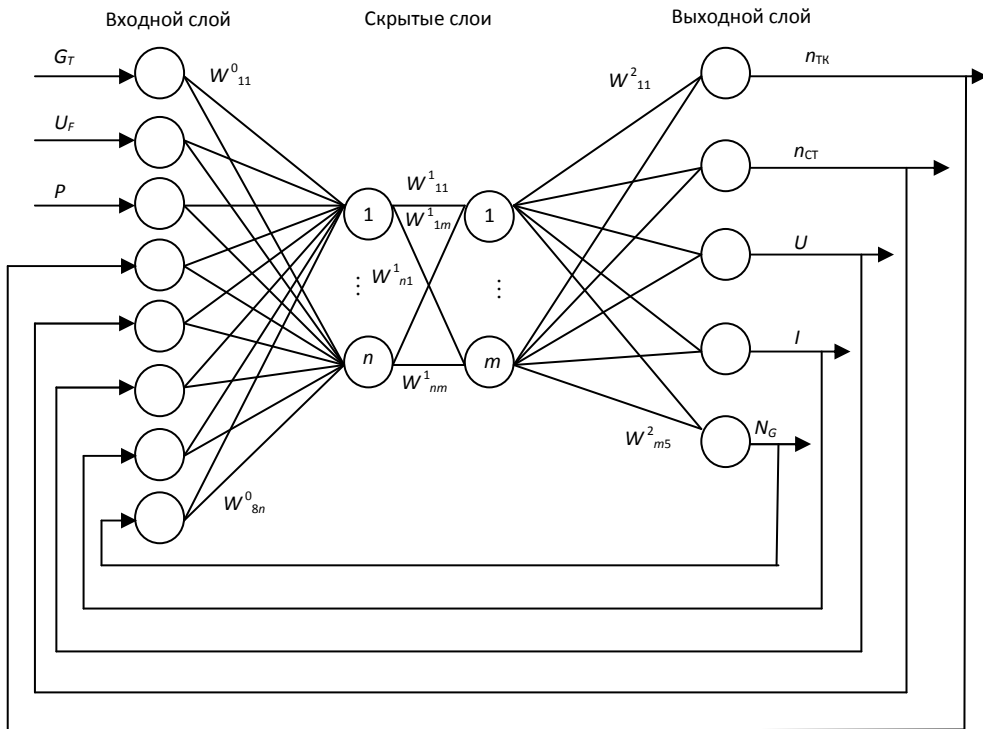


Рис. 4. Архитектура нейронной сети ГТЭС, где n_{TK} – скорость вращения турбокомпрессора; n_{CT} – скорость вращения свободной турбины; U – напряжение синхронного генератора (СГ); I – ток СГ; N_G – мощность СГ; G_T – расход топлива; U_F – напряжение обмотки возбуждения; P – активная мощность нагрузки сети; w_{abc} – весовой коэффициент связи (a – индекс таблицы весов, b – номер нейрона в слое откуда идет связь, c – номер нейрона в слое, куда приходит связь).

Необходимо добавить, что количество нейронов в обоих скрытых слоях равно 30 ($n = m = 30$)

Все эксперименты проведены с использованием программно-моделирующего комплекса «КМЭС». Комплекс «КМЭС» используется на АО «ОДК-Авиадвигатель» для исследования режимов функционирования ГТЭС совместно с энергосистемой. К сожалению, быстродействия комплекса «КМЭС» недостаточно для полноформатных испытаний САУ. На рис. 5 и 6 показаны примеры экспериментальных данных, которые использовались для обучения искусственной нейронной сети.

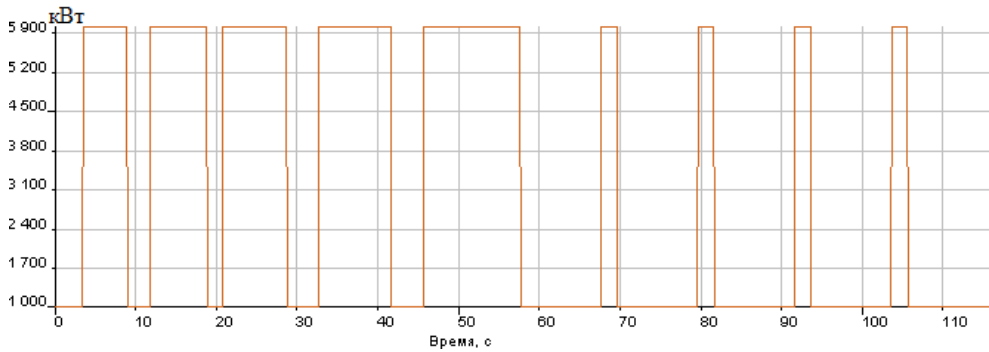


Рис. 5. Изменение активной мощности сети в обучающей выборке

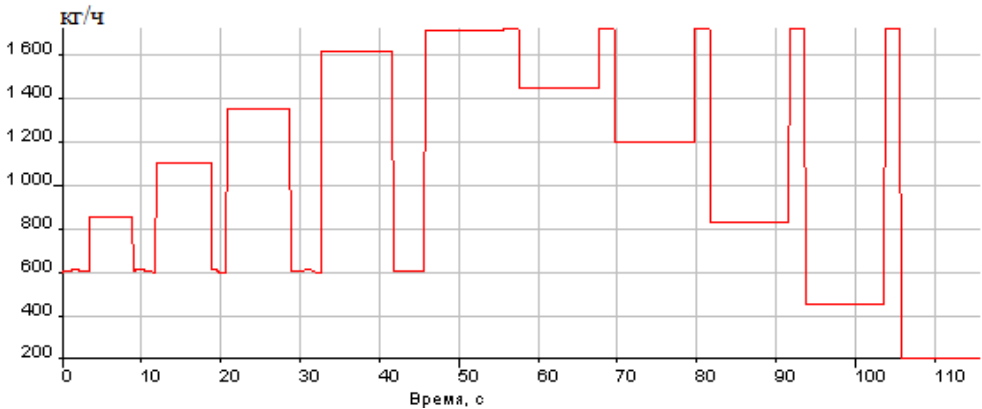


Рис. 6. Изменение расхода топлива в обучающей выборке

На рис. 7 и 8 показано сравнение экспериментальных и модельных данных для обучающей выборки наиболее важных переменных для энергосистемы. В табл. 1 показана мера адекватности текущей модели по критерию Тейла [20].

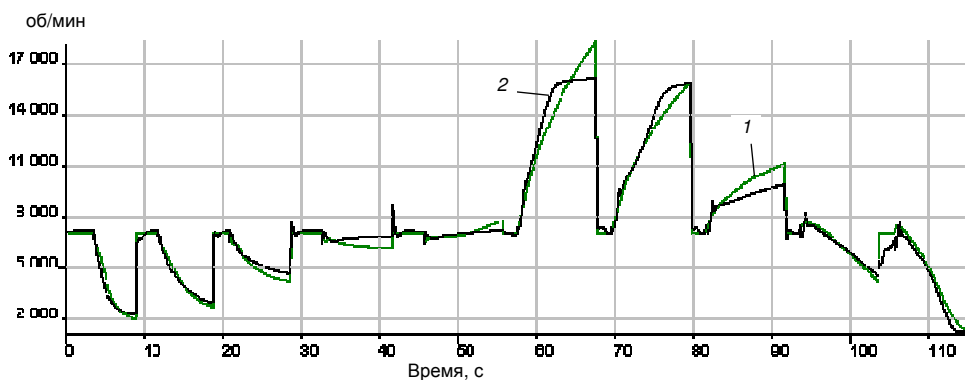


Рис. 7. Сравнение частота вращения свободной турбины для обучающей выборки (1 – экспериментальная, 2 – модельная)

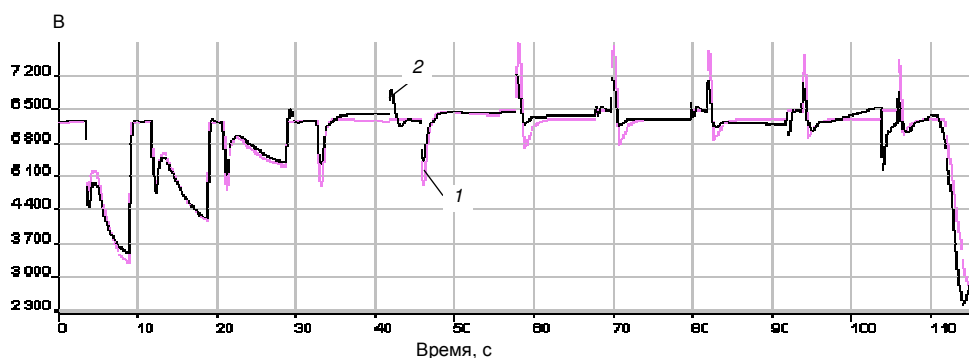


Рис. 8. Сравнение действующего напряжения для обучающей выборки (1 – экспериментальная, 2 – модельная)

Таблица 1

Меры адекватности модели ГТЭС по критерию Тейла

Переменная	Мера адекватности модели
Действующее напряжение СГ	0,05234
Частота вращения свободной турбины	0,0374

Проверка полученной нейросетевой математической модели газотурбинной электростанции в замкнутом контуре. Следующим этапом является проверка модели в замкнутом контуре при работающей системе управления на данных, которых не было в обучающей выборке (рис. 9, 10). В табл. 2 показаны полученные меры адекватности модели в замкнутом контуре.

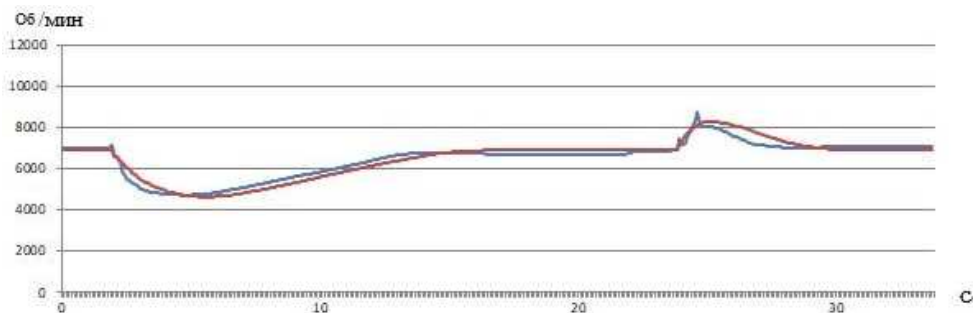


Рис. 9. Изменение скорости вращения свободной турбины в замкнутом контуре при сбросе и набросе мощности активно-индуктивной нагрузки (красная – экспериментальная, синяя – модельная)

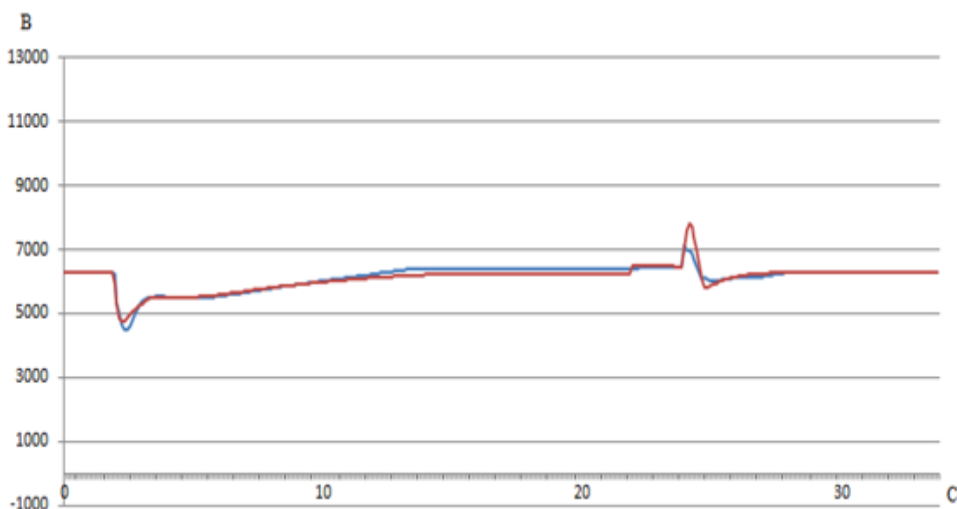


Рис. 10. Изменение действующего линейного напряжения синхронного генератора в замкнутом контуре при сбросе и набросе мощности активно-индуктивной нагрузки (красная – экспериментальная, синяя – модельная)

Таблица 2

Меры адекватности модели ГТЭС по критерию Тейла

Переменная	Мера адекватности модели
Действующее напряжение СГ	0,000608
Частота вращения свободной турбины	0,001014

Выводы. Полученная нейросетевая модель одновременно учитывает различные режимы функционирования ГТЭС и энергосистемы. Следовательно, такую модель можно считать многорежимной. В рамках

данной работы рассмотрены наиболее характерные режимы работы ГТЭС. На следующем этапе работ предполагается увеличение количества таких режимов для получения всережимной модели, что даст возможность настроить систему управления, которая позволит получать приемлемые показатели качества выработки электроэнергии во всех эксплуатационных режимах.

Стоит отметить, что адекватность любой модели всегда должна оцениваться только в рамках задачи, для решения которой она получена. Основная задача разработанной модели заключается в настройке системы управления ГТУ в режимах наброса (с 1000 до 6000 кВт) и сброса (с 6000 до 1000 кВт) нагрузки. Следующим этапом, который не рассматривается в рамках данной работы, является настройка параметров САУ для достижения лучших показателей качества выработки электроэнергии. В случае, если нейросетевая модель позволяет осуществить процедуру настройки параметров САУ, можно считать, что она адекватна и справляется с выполнением своей задачи.

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ и Пермского края в рамках научного проекта № 19-48-590012.

Библиографический список

1. Галашов Н.Н. Эффективность применения газовых турбин на ТЭС для привода собственных нужд // Известия Томск. политехн. ун-та. – 2008. – № 4. – С. 48–50.
2. Фахразиев И.З., Зацаринная Ю.Н. Экономические и технологические преимущества использования газотурбинных установок на ТЭС // Вестник Казан. технологич. ун-та. – 2013. – Т. 16. – № 3. – С. 291–292.
3. Воскобойников Д.В. Имитационное моделирование физических процессов основных систем ГТУ с конвертированными авиационными ГТД // Фундаментальные исследования. – 2015. – № 2–18. – С. 3926–3930.
4. Исследование взаимовлияния систем управления газотурбинной установкой и электрогенератором при автоматизированной настройке регуляторов / А.И. Полулях, И.Г. Лисовин, Б.В. Кавалеров, А.А. Шигапов // Вестник Воронеж. гос. техн. ун-та. – 2011. – Т. 7, № 11. – С. 129–132.

5. Газотурбинная установка [Электронный ресурс]. – URL: <https://www.elektro-expo.ru/ru/articles/gazoturbinnaya-ustanovka/> (дата обращения: 20.02.2020).

6. Газотурбинные электростанции [Электронный ресурс]. – URL: www.gigavat.com/pgu_gtes.php (дата обращения: 14.02.2020).

7. Гольберг Ф.Д., Батенин А.В. Математические модели газотурбинных двигателей как объектов управления. – М.: Изд-во МАИ, 1999. – 82 с.

8. Эйкхофф П. Основы идентификации систем управления. Оценка параметров и состояния. – М.: Мир, 1975. – 685 с.

9. Artificial neural network-based system identification for a single-shaft gas turbine / H. Asgari, X.Q. Chen, M.B. Menhaj, R. Sainudiin // Journal of Engineering for Gas Turbines and Power: American Society of Mechanical Engineers. – 2013. – Vol. 135. – No. 9. – P. 092601–7.

10. Asgari H., Chen X.Q., Sainudiin R. Modeling and simulation of gas turbines // International Journal of Modeling, Identification and Control: Inderscience. – 2013. – Vol. 20. – No. 3. – P. 253–270.

11. Asgari H., Chen X.Q. Gas turbines modeling, simulation, and control: using artificial neural networks. – CRC Press, 2015.

12. Жернаков С.В., Равилов Р.Ф. Идентификация обратной многорежимной модели ГТД по параметрам его масляной системы на основе технологии нейронных сетей // Вестник ИжГТУ им. М.Т. Калашникова. – 2011. – № 3. – С. 126–129.

13. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. – 2-е изд. – М.: Вильямс, 2008.

14. Роберт К. Основные концепции нейронных сетей: пер. с англ. – М.: Вильямс, 2001.

15. Килин Г.А., Кавалеров Б.В. Разработка математической модели газотурбинной электростанции на основе технологии нейронных сетей // Климовские чтения–2016: перспективные направления развития двигателестроения. – 2016. – С. 229–230.

16. Килин Г.А., Кавалеров Б.В. Перспективы использования нейросетевых технологий в задаче получения математических моделей системы «газотурбинная установка – синхронный генератор» // Автоматизация в электроэнергетике и электротехнике. – 2016. – Т. 1. – С. 51–55.

17. Килин Г.А. Преимущества нейронных сетей в задачах получения математических моделей системы ГТУ-СГ // Труды IX Междунар. (XX Всерос.) конф. по автоматизирован. электроприводу АЭП-2016. – Пермь: Изд-во Перм. нац. исследоват. политехн. ун-та, 2016. – С. 52–55.

18. Килин Г.А., Зиятдинов И.Р., Кавалеров Б.В. Использование нейросетевой модели для настройки автоматических регуляторов газотурбинной электростанции // Известия Уральск. гос. горного ун-та. – 2016. – С. 66–69.

19. Ждановский Е.О., Кавалеров Б.В., Килин Г.А. Разработка нейросетевой модели газотурбинной электростанции для настройки регуляторов газотурбинной установки // Фундаментальные исследования. – 2017. – Т. 3, № 12. – С. 479–485.

20. Тейл Г. Экономические прогнозы и принятие решений. – М.: Статистика, 1971.

Reference

1. Galashov N.N. Effektivnost' primeneniia gazovykh turbin na TES dlia privoda sobstvennykh nuzhd [The effectiveness of the use of gas turbines at thermal power plants to drive their own needs]. *Izvestiia Tomskogo politekhnicheskogo universiteta*, 2008, no. 4, pp. 48-50.

2. Fakhraziev I.Z., Zatsarinnaia Iu.N. Ekonomicheskie i tekhnologicheskie preimushchestva ispol'zovaniia gazoturbinnykh ustanovok na TES [Economic and technological advantages of using gas turbine plants at thermal power plants]. *Vestnik Kazanskogo tekhnologicheskogo universiteta*, 2013, vol. 16, no. 3, pp. 291-292.

3. Voskoboinikov D.V. Imitatsionnoe modelirovanie fizicheskikh protsessov osnovnykh sistem GTU s konvertirovannymi aviatsionnymi GTD [Simulation of the physical processes of the main systems of gas turbines with converted aviation gas turbine engines]. *Fundamental'nye issledovaniia*, 2015, no. 2-18, pp. 3926-3930.

4. Poluliakh A.I., Lisovin I.G., Kavalero B.V., Shigapov A.A. Issledovanie vzaimovliianiia sistem upravleniia gazoturbinnoi ustanovkoi i elektrogeneratorom pri avtomatizirovannoi nastroiike regulatorov [Investigation of the interaction of control systems of a gas turbine installation and an electric generator with automated adjustment of regulators]. *Vestnik Voronezhskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta*, 2011, vol. 7, no. 11, pp. 129-132.

5. Gazoturbinnaya ustanovka [Gas turbine unit], available at: <https://www.elektro-expo.ru/ru/articles/gazoturbinnaya-ustanovka/> (accessed 20 February 2020).

6. Gazoturbinye elektrostantsii [Gas turbine power plants], available at: www.gigavat.com/pgu_gtes.php (accessed 14 February 2020).

7. Gol'berg F.D., Batenin A.V. Matematicheskie modeli gazoturbinykh dvigatelei kak ob"ektov upravleniia [Mathematical models of gas turbine engines as control objects]. Moscow: Moskovskii aviatsionnyi institut, 1999, 82 p.

8. Eikkhoff P. Osnovy identifikatsii sistem upravleniia. Otsenivanie parametrov i sostoiianiia [Fundamentals of identification of control systems. Estimation of parameters and state]. Moscow: Mir, 1975, 685 p.

9. Asgari H., Chen X.Q., Menhaj M.B., Sainudiin R. Artificial neural network-based system identification for a single-shaft gas turbine. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power: American Society of Mechanical Engineers*, 2013, vol. 135, no. 9, pp. 092601-7.

10. Asgari, H., Chen X.Q., Sainudiin R. Modeling and simulation of gas turbines. *International Journal of Modeling, Identification and Control: Inderscience*, 2013, vol. 20, no. 3, pp. 253-270.

11. Asgari H., Chen X.Q. Gas turbines modeling, simulation, and control: using artificial neural networks. CRC Press, 2015.

12. Zhernakov S.V., Ravilov R.F. Identifikatsiia obratnoi mnogorezhimnoi modeli GTD po parametram ego maslianoi sistemy na osnove tekhnologii neironnykh setei [Identification of the inverse multi-mode model of a gas turbine engine by the parameters of its oil system based on neural network technology]. *Vestnik Izhevskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta imeni M.T. Kalashnikova*, 2011, no. 3, pp. 126-129.

13. Khaikin S. Neironnye seti: polnyi kurs [Neural networks: full course]. 2nd ed. Moscow: Vil'iams, 2008.

14. Robert K. Osnovnye kontseptsii neironnykh setei [Basic concepts of neural networks]. Moscow: Vil'iams, 2001.

15. Kilin G.A., Kavalero B.V. Razrabotka matematicheskoi modeli gazoturbinoi elektrostantsii na osnove tekhnologii neironnykh setei [Development of a mathematical model of a gas turbine power plant based on neural network technology]. *Klimovskie chteniia-2016: perspektivnye napravleniia razvitiia dvigatelestroeniia*, 2016, pp. 229-230.

16. Kilin G.A., KavaleroV B.V. Perspektivy ispol'zovaniia neirossetevykh tekhnologii v zadache polucheniia matematicheskikh modelei sistemy “gazoturbinnaiia ustanovka - sinkhronnyi generator” [Prospects for the use of neural network technologies in the task of obtaining mathematical models of the system “gas turbine installation - synchronous generator”]. *Avtomatizatsiia v elektroenergetike i elektrotekhnike*, 2016, vol. 1, pp. 51-55.

17. Kilin G.A. Preimushchestva neironnykh setei v zadachakh polucheniia matematicheskikh modelei sistemy GTU-SG [The advantages of neural networks in the problems of obtaining mathematical models of the GTU-SG system]. *Trudy IX Mezhdunarodnoi (XX Vserossiiskoi) konferentsii po avtomatizirovannomu elektroprivodu AEP-2016*. Perm': Permskii natsional'nyi issledovatel'skii politekhnicheskii universitet, 2016, pp. 52-55.

18. Kilin G.A., Ziiatdinov I.R., KavaleroV B.V. Ispol'zovanie neirossetevoi modeli dlia nastroiки avtomaticheskikh reguliatorov gazoturbinnoi elektrostantsii [Using a neural network model to configure automatic regulators of a gas turbine power plant]. *Izvestiia Ural'skogo gosudarstvennogo gornogo universiteta*, 2016, pp. 66-69.

19. Zhdanovskii E.O., KavaleroV B.V., Kilin G.A. Razrabotka neirossetevoi modeli gazoturbinnoi elektrostantsii dlia nastroiки reguliatorov gazoturbinnoi ustanovki [Development of a neural network model of a gas turbine power plant for tuning regulators of a gas turbine installation]. *Fundamental'nye issledovaniia*, 2017, vol. 3, no. 12, pp. 479-485.

20. Teil G. Ekonomicheskie prognozy i priniatie reshenii [Economic Forecasts and Decision Making]. Moscow: Statistika, 1971.

Сведения об авторах

Заборовцев Евгений Андреевич (Пермь, Россия) – студент Пермского национального исследовательского политехнического университета (614990, Пермь, Комсомольский пр., 29, e-mail: zaborovtcev@mail.ru).

Колпакова Марина Алексеевна (Пермь, Россия) – студент Пермского национального исследовательского политехнического университета (614990, Пермь, Комсомольский пр., 29, e-mail: KolpMA@yandex.ru).

Килин Григорий Александрович (Пермь, Россия) – старший преподаватель кафедры «Электротехника и электромеханика» Пермского национального исследовательского политехнического университета (614990, Пермь, Комсомольский пр., 29, e-mail: thisisforasm@rambler.ru).

About the authors

Zaborovtsev Evgeny Andreevich (Perm, Russian Federation) is a Student Perm National Research Polytechnic University (614990, Perm, Komsomolsky pr., 29, e-mail: zaborovtcev@mail.ru).

Kolpakova Marina Alekseevna (Perm, Russian Federation) is a Student Perm National Research Polytechnic University (614990, Perm, Komsomolsky pr., 29, e-mail: KolpMA@yandex.ru).

Kilin Grigory Aleksandrovich (Perm, Russian Federation) is a Senior Lecturer Department of Electrical Engineering and Electromechanics Perm National Research Polytechnic University (614990, Perm, 29, Komsomolsky pr., e-mail: thisisforasm@rambler.ru).

Получено 06.04.2020