

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОСЕТЕВОЙ МОДЕЛИ ДЛЯ НАСТРОЙКИ АВТОМАТИЧЕСКИХ РЕГУЛЯТОРОВ ГАЗОТУРБИННОЙ ЭЛЕКТРОСТАНЦИИ

Г. А. Килин, И. Р. Зиятдинов, Б. В. Кавалеров

Usage of neural network model for configuring of automatic gas turbine power regulators

G. A. Kilin, I. R. Ziyatdinov, B. V. Kavalero

The article discusses the use of neural network mathematical model for the automated setup of automatic control system of a gas turbine unit (GTU), consisting of a gas turbine power plant.

The peculiarity of the construction of models based on neural network technology lies in the fact that the structural and parametric identification of the object takes place automatically during the process of training the neural network. Thus, we greatly simplify the technology and reduce the time of receipt of mathematical models for a GTU and GTU-SG system.

A unique feature of the developed complex of techniques consists in the fact that they allow you to automatically, without human intervention, obtain mathematical models GTUs and promptly implement configured (tested) on a mathematical model, automatic control systems (ACS) on the real objects. The usage of software system significantly reduces the cost of developing, testing, ACS GTU, as all the experiments on the installation of ACS GTU are carried out on the resultant GTU model, rather than the real object, and this leads to fuel, human and time resources savings. As a result, improving the ACS GTU for power plants improves the main indicators of quality of generated electricity. However, it is important to make a follow-up inspection of the solutions on the full-scale facility before industrial using of the obtained adjustment regulators of GTU.

In the long term, on the basis of the algorithm, it is possible to implement a mobile setup complex (MSC), with which the expert, having set an experiment on a real installation and downloading the results in MSC, receives a mathematical model of GTU, at which he can configure ACS GTU like it is really operating.

Keywords: neural network; mathematical model; identification; automatic control system; gas turbine unit; automated setup; regulator.

Рассматривается использование нейросетевой математической модели для автоматизированной настройки системы автоматического управления газотурбинной установки (ГТУ) в составе газотурбинной электростанции. Особенность построения моделей на базе нейросетевых технологий заключается в том, что структурная и параметрическая идентификация объекта происходит автоматически в ходе процесса обучения нейронной сети. Тем самым значительно упрощается технология и уменьшается время получения математических моделей как ГТУ, так и систем ГТУ-СГ. Особенность разработанного комплекса методик заключается в том, что они позволяют в автоматическом режиме, без участия оператора получать математические модели ГТУ и оперативно внедрять настроенные (протестированные) на математической модели системы автоматического управления (САУ) на реальные объекты. В результате этого применение программного комплекса приводит к существенным снижениям затрат на разработку, испытания САУ ГТУ, так как все эксперименты по настройке САУ ГТУ проводятся на полученной модели ГТУ, а не на реальном объекте, что приводит к экономии топлива, человеческих и временных ресурсов. В результате совершенствования САУ ГТУ для электростанций улучшаются основные показатели качества вырабатываемой электроэнергии. Но следует подчеркнуть, что обязательно последующая проверка полученных решений на натурном объекте перед промышленным использованием полученной настройки регуляторов ГТУ. В перспективе на основе представленных алгоритмов есть возможность реализовать мобильный настроечный комплекс (МНК). Специалист, проведя заданные эксперименты на реальной установке и загрузив результаты в МНК, получает математическую модель ГТУ, на которой может настраивать САУ ГТУ в условиях реальной эксплуатации.

Ключевые слова: нейронная сеть; математическая модель; идентификация; система автоматического управления; газотурбинная установка; настройка; регулятор.

Введение
В настоящее время конвертированные авиационные газотурбинные установки (ГТУ) достаточно широко используются для построения на их основе электростанций мощностью до 25 МВт и более [1].

Математические модели ГТУ [2, 3] и математические модели системы «газотурбинная установка совместно с синхронным генератором» (модели ГТУ-СГ) [4] могут применяться для совершенствования, настройки, тестирования и отладки систем автоматического управления (САУ) ГТУ. Такие модели в перспективе могут использоваться и в качестве встроенных моделей, чтобы в темпе процесса обеспечивать автоматическую настройку САУ ГТУ при существенном изменении внешних условий. Наиболее часто динамические модели ГТУ строят с использованием идентификации, основанной на методе наименьших квадратов [4]. В настоящей статье рассматривается использование модели ГТУ-СГ, построенной альтернативным способом; этот способ

основан на применении нейросетевой технологии [2, 5–7].

Алгоритм оптимизации параметров регулятора

Рассмотрим общий алгоритм оптимизации параметров регулятора. В качестве первичных экспериментальных данных можно взять результаты стендовых испытаний реальных ГТУ или электростанций. Но на первом этапе исследований более удобно использовать сложную поэлементную математическую модель ГТУ, разработанную на авиадвигателестроительном предприятии и реализованную совместно с моделями СГ и моделями прочих элементов электроэнергетической системы в виде программно-моделирующего комплекса КМЭС (ПМК КМЭС). ПМК КМЭС работает на основе сложной поэлементной модели, главным недостатком которой является скорость её работы, а также сложность получения её параметров. При этом для проведения эксперимента следует предварительно нарушить настройку регулятора ГТУ. Это делается для того, чтобы подтвердить приемлемость разрабатываемой нейросетевой модели. Известно, что адекватность модели должна оцениваться исходя из цели её создания [8]. Цель разрабатываемой модели – это настройка по ней САУ ГТУ. Поэтому полученная модель должна быть проверена именно в условиях настройки.

На КМЭС проводим необходимые эксперименты и получаем экспериментальные данные, на основе которых строим ещё одну, но уже быстрорешаемую нейросетевую модель. На быстрорешаемой модели с помощью алгоритмов оптимизации получаем оптимальные настройки регулятора, которые переносим на ПМК КМЭС; проверяем результаты с новыми настройками САУ. Если данные настройки показали результаты лучше, чем до настройки, то можно сделать вывод, что быстрорешаемая модель выполнила свою функцию: позволила за короткий промежуток времени подобрать настройки САУ.

На рис. 1 показана блок-схема алгоритма, реализующего нахождение оптимальных настроек регулятора ГТУ с помощью нейросетевой быстрорешаемой модели.

Получение нейросетевой модели

После того, как мы получили экспериментальные данные с ПМК КМЭС, они загружаются в программный комплекс, где в автоматическом режиме после настройки необходимых параметров в ходе обучения нейронной сети [2, 7, 9, 10] получаем нейросетевую модель объекта. Именно эта нейросетевая модель будет использована для настройки параметров регулятора.

Нейросетевая модель (рис. 2) представлена в виде многослойного перцептрона с двумя скрытыми слоями и таблицей весовых коэффициентов; она является полностью связной, регрессионной. Функцией активации выбран гиперболический тангенс [9, 10].

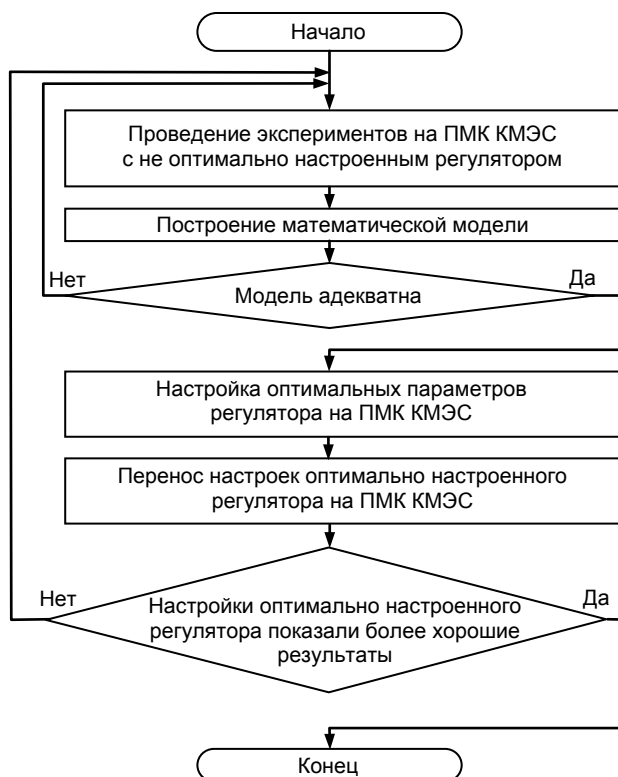


Рисунок 1. Алгоритм автоматизированной настройки САУ ГТУ / Figure 1. Algorithm for automated adjustment of automatic control system of a gas turbine unit.

Переходные процессы нейросетевой модели

Изначально параметры регуляторов ГТУ у сложной нелинейной модели были настроены не самым оптимальным образом. Это сделано для последующей проверки настройки этих регуляторов по нейросетевой модели. На рис. 3-5 показано сравнение модельных и экспериментальных данных в замкнутом контуре с регулятором на примере скорости вращения свободной турбины. В табл. 1 показана мера адекватности по критерию Тейла [11]. Здесь модельные данные получены с помощью нейросетевой модели, которая строится с помощью программного комплекса по экспериментальным данным.

Таблица 1. Мера адекватности.

Переменная	Мера адекватности модели
Скорость вращения свободной турбины (50 с)	0,00433
Скорость вращения свободной турбины (10 с)	0,00460
Действующее напряжение синхронного генератора (10 с)	0,01476

Из рис. 3-5 видно, что полученная нейросетевая модель ГТУ-СГ дает погрешность в сравнении с первичной сложной моделью. Но оценить допустимый уровень этой погрешности непосредственно по рисункам или по табл. 1 нельзя, так как неизвестно, какой именно уровень погрешности считать допустимым. Поэтому воспользуемся рекомендациями [8]. Будем считать, что погрешность допустима, если она не мешает достижению основной цели, ради которой построена модель, т. е. настройке по ней регуляторов ГТУ. Если обратный перенос полученных настроек на первичную модель окажется успешным, значит нейросетевую модель можно считать адекватной.

Настройка регуляторов ГТУ на нейросетевой модели

На основе полученной нейросетевой модели с помощью алгоритмов оптимизации были получены оптимальные настройки параметров регулятора (оптимизация проводилась по выходному параметру $n_{с.т}$). В качестве методов оптимизации параметров регулятора были использованы симплексный, градиентный и генетический алгоритмы поиска экстремума. Поиск параметров регулятора занимал не более 3 мин при следующих параметрах компьютера: операционная система Windows 8 (x64), процессор AMD E1-2500 APU with Radeon (TM) HD Graphics 1.4 GHz, 4 Гб оперативной памяти. Из всего множества полученных настроек регулятора был выбран самый лучший вариант.

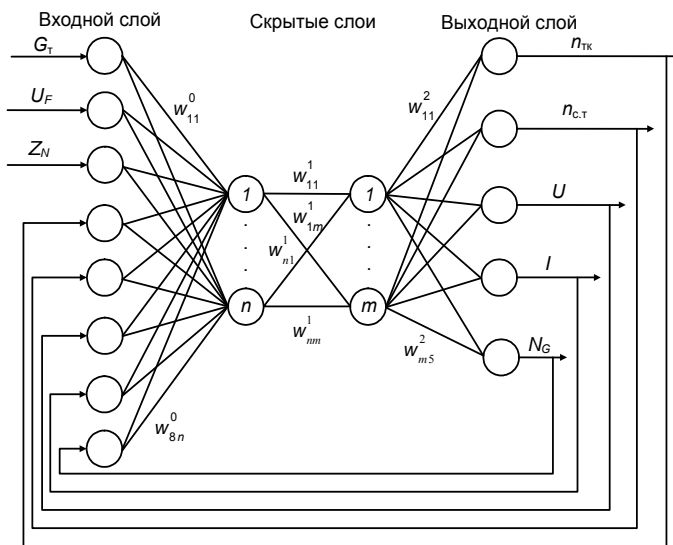


Рисунок 2. Архитектура нейронной сети. $n_{тк}$ – скорость вращения турбокомпрессора; $n_{с.т}$ – скорость вращения свободной турбины; U – напряжение синхронного генератора (СГ); I – ток СГ; $N_Г$ – мощность СГ; I_F – ток возбуждения; G_T – расход топлива; U_F – напряжение обмотки возбуждения; Z_N – 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). Количество нейронов в обоих скрытых слоях равно 30 ($n = m = 30$) / Figure 2. Neural Network Architecture.

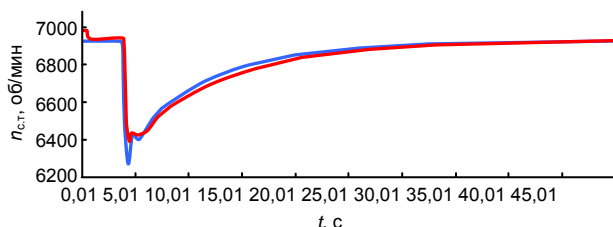


Рисунок 3. Изменение скорости вращения свободной турбины (синяя – экспериментальная, красная – модельная) за 50 с / Figure 3. Changing the free turbine speed (blue – experimental, red – model) for 50 seconds.

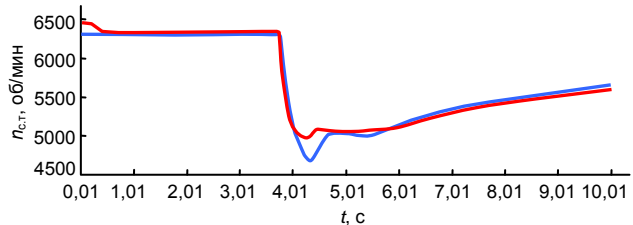


Рисунок 4. Изменение скорости вращения свободной турбины (синяя – экспериментальная, красная – модельная) за 10 с / Figure 4. Changing the free turbine speed (blue – experimental, red – model) for 10 seconds.

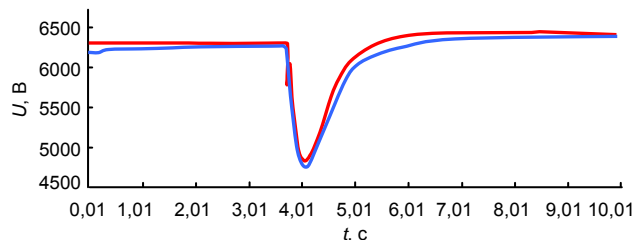


Рисунок 5. Изменение напряжения синхронного генератора (красная – экспериментальная, синяя – модельная) за 10 с / Figure 5. Changing the synchronous generator voltage (red – experimental, blue – model) for 10 seconds.

Следует отметить, что получение только единственной настройки по первичной модели ГТУ-СГ на программном комплексе КМЭС со сложной моделью ГТУ при тех же параметрах компьютера потребовало бы значительно больше времени.

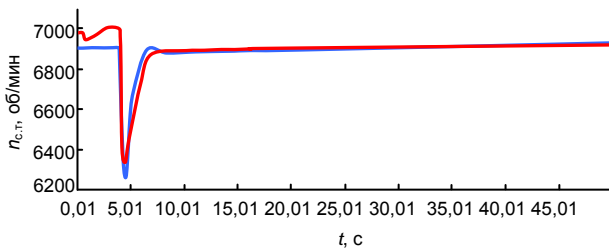


Рисунок 6. Изменение скорости вращения свободной турбины (синяя – экспериментальная, красная – модельная) за 50 с / Figure 6. Changing the free turbine speed (blue – experimental, red – model) for 50 seconds.

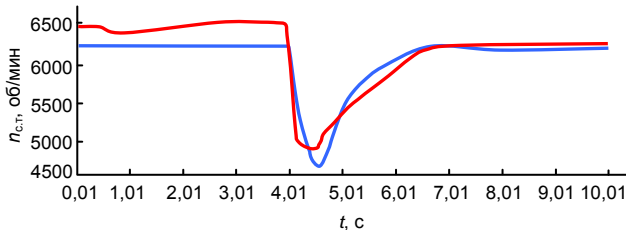


Рисунок 7. Изменение скорости вращения свободной турбины (красная – экспериментальная, синяя – модельная) за 10 с / Figure 7. Changing the free turbine speed (red – experimental, blue – model) for 10 seconds.

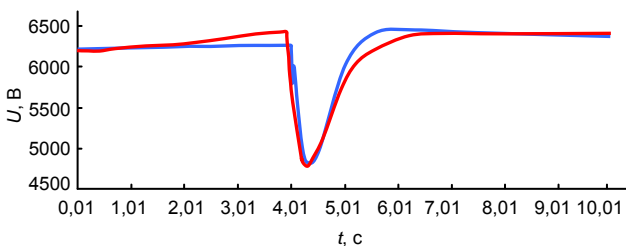


Рисунок 8. Изменение напряжения синхронного генератора (красная – экспериментальная, синяя – модельная) за 10 с / Figure 8. Changing the synchronous generator voltage (red – experimental, blue – model) for 10 seconds.

Теперь проверим полученные настройки на исходной модели КМЭС. Перенесем на модель КМЭС полученные настройки. Так как для обеспечения приемлемых показателей электроэнергии нас больше интересуют такие параметры, как n_{ct} (скорость вращения свободной турбины) и U (действующее напряжение синхронного генератора), далее на рис. 6–8 отображены только они. В табл. 2 показана мера адекватности по критерию Тейла [11].

Таблица 2. Мера адекватности.

Переменная	Мера адекватности модели
Скорость вращения свободной турбины (50 с)	0,016348
Скорость вращения свободной турбины (10 с)	0,031010
Действующее напряжение синхронного генератора (10 с)	0,030680

Полученные с помощью быстродействующей нейросетевой модели переходные процессы позволили получить аналогичные переходные процессы для первичной модели: значительно увеличилась скорость вращения свободной турбины (1 с времени переходного процесса при оптимальной настройке регулятора против 4 с при не оптимальной настройке (критерием времени переходного процесса взят вход в 5 %-ную зону от величины установившегося значения)).

Вывод

Нейросетевая математическая модель системы ГТУ-СГ показала хорошие результаты при выполнении задачи автоматической настройки параметров регулятора ГТУ. Так как все эксперименты проводились на модели, а не на реальной установке, мы сэкономили человеческие, материальные и временные ресурсы, которые были бы потрачены при проведении экспериментов на реальном объекте. Достигается, в том числе, существенная экономия времени автоматической настройки

регуляторов ГТУ (в несколько раз). Но следует подчеркнуть, что обязательна последующая проверка полученных решений на натурном объекте перед промышленным использованием полученной настройки регуляторов ГТУ.

Опубликованные в статье результаты получены в рамках выполнения государственного задания Минобрнауки РФ № 13.832.2014/К «Разработка методологических основ адаптивного управления автономными и неавтономными газотурбинными электростанциями мощностью до 25 МВт».

ЛИТЕРАТУРА

1. Полулях А. И., Лисовин И. Г., Кавалеров Б. В., Шигапов А. А. Автоматизация настройки регуляторов газотурбинных мини-электростанций при компьютерных испытаниях // Автоматизация в промышленности. 2011. № 6. С. 14–17.
2. Килин Г. А., Кавалеров Б. В., Бахирев И. В. Получение нелинейной модели ГТУ на основе нейронной сети // Автоматизация в электротехнике и электротехнике. 2015. № 1. С. 72–77.
3. Чобенко В. Н., Палиенко Р. В., Лютиков А. Л. Математическая модель одно-вального ГТД D045 // Восточно-Европейский журнал передовых технологий. 2013. Т. 3, № 12 (63). С. 18–21.
4. Килин Г. А. Получение нелинейной математической модели системы «газотурбинная установка–синхронный генератор» с помощью идентификации // Вестник ИжГТУ им. М. Т. Калашникова. 2015. № 2. С. 87–91.
5. 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. Vol. 135, № 9. URL: <http://gasturbinespower.asmedigitalcollection.asme.org>
6. Asgari H., Chen X. Q., Sainudiin R. Modeling and simulation of gas turbines // International Journal of Modeling, Identification and Control. 2013. Vol. 20, № 3. С. 253–270.
7. Хижняков Ю. Н. Многосвязное адаптивное управление параллельной работой синхронных генераторов с применением нейронной технологии. М., 2014. Т. 16. 19 с.
8. Сильверстов А. Н., Чинаев П. И. Идентификация и оптимизация автоматических систем. М.: Энергоатомиздат, 1987. 200 с.
9. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. 2-е изд. М.: Изд. дом Вильямс, 2008. 1104 с.
10. Круглов В. В., Борисов В. В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. М.: Горячая линия–Телеком, 2001. 382 с.
11. Тейл Г. Эконометрические прогнозы и принятие решений. М.: Статистика, 1971. 488 с.

REFERENCES

1. Polulyakh A. I., Lisovin I. G., Kavalero B. V., Shigapov A. A. 2011, *Avtomatizatsiya nastroyki regulyatorov gazoturbinnnykh mini-elektrostantsiy pri komp'yuternykh ispytaniyakh* [Automation of setting of regulators gas turbine power plants during a computer tests]. *Avtomatizatsiya v promyshlennosti* [Automation in industry], no. 6, pp. 14–17.
2. Kilin G. A., Kavalero B. V., Bakhirev I. V. 2015, *Poluchenie nelineynoy modeli GTU na osnove neyronnoy seti* [Getting a nonlinear GTU model based on neural network]. *Avtomatizatsiya v elektroenergetike i elektrotekhnike* [Automation in power industry and electrical engineering], no. 1, pp. 72–77.
3. Chobenko V. N., Palienco R. V., Lyutikov A. L. 2013, *Matematicheskaya model' odnovalnogo GTD D045* [Mathematical model of single-shaft gas turbine engine D045]. *Vostochno-Evropeyskiy zhurnal peredovykh tekhnologii* [Eastern-European Journal of Enterprise Technologies], vol. 3, no. 63, pp. 18–21.
4. Kilin G. A. 2015, *Poluchenie nelineynoy matematicheskoy modeli sistemy «gazoturbinnaya ustanovka–sinkhronnyy generator» s pomoshch'yu identifikatsii* [Getting nonlinear mathematical “gas turbine plant – synchronous generator” model system using identification]. *Vestnik Izhevskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta* [Bulletin of the Izhevsk State Technical University], no. 2, pp. 87–91.
5. Asgari H. et al. 2013, Artificial neural network-based system identification for a single-shaft gas turbine. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, vol. 135, no. 9. Available at: <http://gasturbinespower.asmedigitalcollection.asme.org>
6. Asgari H., Chen X. Q., Sainudiin R. 2013, Modeling and simulation of gas turbines. *International Journal of Modeling, Identification and Control*, vol. 20, no. 3, pp. 253–270.
7. Khizhnyakov Yu. N. 2014, *Mnogosvyaznoe adaptivnoe upravlenie parallel'noy rabotoy sinkhronnykh generatorov s primeneniem neyronnoy tekhnologii* [Multi-coupling adaptive control of parallel operation of synchronous generators using neural technology], Moscow, vol. 16, 19 p.
8. Sil'verstov A. N., Chinaev P. I. 1987, *Identifikatsiya i optimizatsiya avtomaticheskikh sistem* [Identification and Optimization of automatic systems], Moscow, 200 p.
9. Khaykin S. 2008, *Neyronnye seti: polnyy kurs* [Neural networks: a complete course], Moscow, 1104 p.
10. Kruglov V. V., Borisov V. V. 2001, *Iskusstvennye neyronnye seti. Teoriya i praktika* [Artificial neural networks. Theory and practice], Moscow, 382 p.
11. Teyl G. 1971, *Ekonometricheskie prognozy i prinyatie resheniy* [Econometric forecasting and decision-making], Moscow, 488 p.

Григорий Александрович Килин,
аспирант, младший научный сотрудник
thisisforasm@rambler.ru

Илья Рудольфович Зиятдинов,
магистрант

Борис Владимирович Кавалеров,
доктор технических наук, доцент
Пермский национальный исследовательский политехнический университет
Россия, Пермь, Комсомольский пр-т, 29

Grigoriy Aleksandrovich Kilin,
postgraduate researcher
thisisforasm@rambler.ru

Il'ja Rudol'fovich Ziyatdinov,
master student

Boris Vladimirovich Kavalero,
Dr, Assistant Professor

Perm National Research Polytechnic University
Perm, Russia