

Научная статья

УДК 621.452.3

URL: <https://vestnikmai.ru/publications.php?ID=179116>

## ОЦЕНКА ТЕПЛООВОГО СОСТОЯНИЯ ТУРБИНЫ ГТД С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Егор Максимович Григорьев<sup>1</sup> ✉, Сергей Викторович Фалалеев<sup>2</sup>

<sup>1, 2</sup> Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королёва  
(Самарский университет),

Самара, Россия

<sup>1</sup> [grigory1287@gmail.com](mailto:grigory1287@gmail.com) ✉

<sup>2</sup> [falaleev.sv@ssau.ru](mailto:falaleev.sv@ssau.ru)

**Аннотация.** При проектировании авиационного двигателя, а также при анализе его работоспособности на переходных режимах необходимо проведение нестационарных тепловых расчетов его конструкции. Расчет с использованием полноценной термомеханической модели трудоемок и требует больших временных затрат. Предложена методика прогнозирования теплового состояния конструкции при изменениях параметров рабочего процесса двигателя путем создания упрощенной тепловой модели и использования нейронных сетей и, в частности, трансферного обучения на примере турбины микрогазотурбинного двигателя (микроГТД). Для данной методики требуется большое количество конечно-элементных расчетов тепловых состояний деталей турбины в MATLAB с различными комбинациями граничных условий, а также ограниченный набор экспериментальных данных. Полученную тепловую модель можно использовать в составе цифрового двойника турбины.

**Ключевые слова:** газотурбинный двигатель, многослойный перцептрон, трансферное обучение, тепловая карта, конечно-элементная модель, нестационарный тепловой процесс

**Для цитирования:** Григорьев Е.М., Фалалеев С.В. Оценка теплового состояния турбины ГТД с использованием нейронных сетей // Вестник Московского авиационного института. 2024. Т. 31. № 1. С. 146–154. URL: <https://vestnikmai.ru/publications.php?ID=179116>

Original article

## THE GTE TURBINE THERMAL STATE ASSESSMENT EMPLOYING NEURAL NETWORKS

Egor M. Grigor'ev<sup>1</sup> ✉, Sergei V. Falaleev<sup>2</sup>

<sup>1, 2</sup> Samara National Research University,  
Samara, Russia

<sup>1</sup> [grigory1287@gmail.com](mailto:grigory1287@gmail.com) ✉

<sup>2</sup> [falaleev.sv@ssau.ru](mailto:falaleev.sv@ssau.ru)

### Abstract

When designing an aircraft engine, as well as its workability analyzing while its operation in transient conditions, thermal computations performing of its structure is necessary. Computational method employing full-scale thermo-mechanical model is laborious and time-consuming. The authors propose a structure thermal state predicting

technique at the engine work process parameters variation by creating a simplified thermal model and neural networks application, and transfer learning on the example of a micro gas turbine engine turbine (micro-GTE). The said technique requires a large number of finite element computations of the thermal state of the turbine parts in MATLAB employing various combinations of boundary conditions, as well as limited set of experimental data.

In the course of the studies, various solutions for the model clarification, such as more denser Biot numbers distribution, parameters changing of the last hidden layer for transfer learning and experimental data set limiting, were tried out. The results of testing isolated from each other methods for the neuron network operation modification revealed that restriction of the experimental data set size, achieved by the data set division by the types of maneuvers, was most effective. The results of testing isolated from each other methods for the neuron network operation refining revealed that restriction of the experimental data set size, achieved by the data set division by the types of maneuvers, was most effective. After the process optimization, the result of learning is more closer to the experimental data.

This inference indicates the possibility of improving the results by obtaining the experimental data with lower noise and greater diversity of maneuvers. The extra data such as heat transfer coefficients and temperature near the surfaces non-contacting with the main gas flow, as well as general conditions of the gas turbine unit operation may be handy for the results accuracy improving. All that may help more accurate finite element modeling of non-stationary thermal process in the gas turbine structure. There is a possibility as well of considering more complex structures of the thermal machines assemblages for obtaining more accurate digital simulation results of non-stationary thermal processes.

**Keywords:** gas turbine engine, multilayer perceptron, transfer learning, thermal map, finite element model, non-stationary thermal process

**For citation:** Grigor'ev E.M., Falaleev S.V. The GTE Turbine Thermal State Assessment Employing Neural Networks. *Aerospace MAI Journal*, 2024, vol. 31, no. 1, pp. 146–154. URL: <https://vestnikmai.ru/publications.php?ID=179116>

## Введение

В настоящее время имеется возможность получить большой объем данных с работающего двигателя и обработать их бортовым компьютером [1–3]. Это также относится к протекающим в конструкции двигателей тепловым процессам [4]. Весьма эффективным является применение технологии цифровых двойников для мониторинга состояния и эффективного обслуживания двигателей. Цифровые двойники включают в себя цифровые модели своих физических аналогов и так называемые виртуальные информационные конструкции [5–7]. При проектировании активной системы регулирования радиальных зазоров в турбине [8] необходимо достоверно моделировать нестационарные тепловые процессы. Расчеты переходных процессов должны быть быстрыми, так как приходится моделировать сотни различных сценариев [9–13]. Использование полноценной термомеханической модели двигателя требует больших затрат времени и ресурсов [14–16].

Предлагается создание нестационарной тепловой карты на примере микроГТД, которая описывает теплообмен между потоком газа и элементами конструкции турбины  $Q_{\text{пот},i}$  и  $Q_{\text{пот},0}$ . Впервые этот подход был описан в работе [11], где использовался аналитический метод расчета суммарного теплового потока от проточной части до окружающей среды. На рис. 1 представлена схема аналитической модели [11].

В работе [10] сделана попытка предсказать тепловые потоки в двигателе, упростив его до эквивалентной цилиндрической трубы. Авторы использовали упрощенное описание нестационарных тепловых потоков в представленной таким образом модели конструкции для обучения нейронной сети. Далее тепловая карта изменялась в процессе трансферного обучения, чтобы соответствовать экспериментальным данным по изменению температуры конструкции существующего микроГТД и тепловым переходным процессам результирующей модели. Однако полученные результаты были неубедительны, что свидетельствует о необходимости модернизации данного подхода. Основное отличие

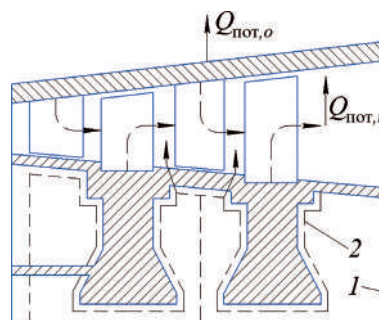


Рис. 1. Тепловая 2D-модель турбины малоразмерного ГТД [11]: 1 – границы контрольного объема для расчета; 2 – границы контрольного объема между твердым телом и газом

предлагаемого нами подхода — это использование уточненной 2D-модели вместо модели трубы на этапе конечно-элементного (КЭ) расчета.

Целью данной статьи является создание методики быстрого расчета переходного теплового процесса в конструкции турбины микроГТД с помощью регрессионной математической модели.

### Создание тепловой модели турбины микроГТД

В процессе исследований была рассмотрена турбина двигателя JetCat PHT3. Создана подробная 3D-модель конструкции турбины, а на ее основе — упрощенная тепловая 2D-модель. Материал деталей турбины — INCONEL© сплав 718 [17]. Тепловая модель турбины характеризуется параметрами, представленными на рис. 2. Тепловой поток от газа в проточной части  $\dot{Q}_i(t)$  и внешний тепловой поток  $\dot{Q}_0(t)$  изменяются во времени при нестационарном теплообмене [18].

На рис. 1 и 2 показано, что суммарный тепловой поток направлен на наружную стенку турбины, но предлагаемый подход позволяет отдельно моделировать тепловые потоки наружу и внутрь конструкции.

Для корректного расчета теплового состояния конструкции коэффициент конвективной теплоотдачи  $\alpha_i$  должен задаваться для каждой поверхности  $A_i$  турбины отдельно. Он варьируется в зависимости от поверхности и может задаваться в виде постоянного значения или градиента. Однако в рамках данного подхода коэффициент теплоотдачи  $\alpha_{\text{экв}}$  принимается усредненным по всем поверхностям:

$$\alpha_{\text{экв}} = \frac{\sum_{i=1}^n \alpha_i A_i}{\sum_{i=1}^n A_i}.$$

Согласно предыдущим исследованиям [11, 18], тепловые свойства упрощенной модели характеризуются внутренними и внешними коэффициентами

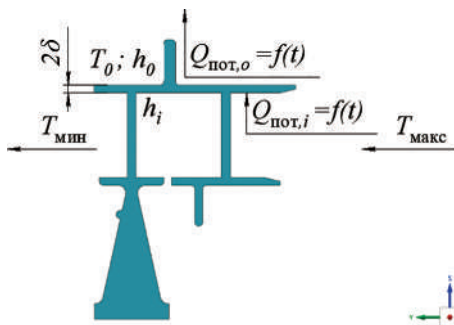


Рис. 2. Тепловая 2D-модель турбины малоразмерного ГТД

теплопередачи  $h_i$  и  $h_0$ , теплопроводностью материала  $k_{\text{мат}}$ , объемной теплоемкостью  $\rho c_p$  и объемом конструкции  $V$ . Мощность турбины определяется значениями температуры газа перед и за турбиной  $T_{\text{мин}}$  и  $T_{\text{макс}}$ . Характерная толщина  $\delta$  произвольной конструкции есть отношение ее объема к площади поверхности, вовлеченной в теплообмен. Расход теплового потока  $\dot{Q}_i(t)$  делится на стационарную  $\dot{Q}_{i\_общ}(t)$  и нестационарную  $\dot{Q}_i(t \rightarrow \infty)$ :

$$\dot{Q}_i(t) = \dot{Q}_{i\_общ}(t) - \dot{Q}_i(t \rightarrow \infty),$$

где  $t$  — время.

Создается набор безразмерных переменных с помощью подхода, представленного в работе [19]. Безразмерный тепловой поток от газа описывается уравнением

$$\frac{\dot{Q}_i(t)}{(T_{\text{макс}} - T_0) l_{\text{экв}} k_{\text{мат}}} = f\left(F_0, Bi_i, Bi_0, v_{\text{темп}}, \frac{A_0}{A_i}, \frac{A_i}{\delta^2}, \frac{V}{\delta^3}\right),$$

где

$$F_0 = \frac{k_{\text{мат}} t}{\rho c_p \delta^2}; Bi_i = \frac{h_i \delta}{k_{\text{мат}}};$$

$$Bi_0 = \frac{h_0 \delta}{k_{\text{мат}}}; v_{\text{темп}} = \frac{T_{\text{мин}} - T_0}{T_{\text{макс}} - T_0}.$$

Безразмерный коэффициент  $v_{\text{темп}}$  представляет режим работы турбины. Числа Био зависят от массового расхода воздуха через двигатель и температуры поверхности теплообмена. По этой причине числа Био зависят от режима работы турбины. Следовательно,  $v_{\text{темп}}$ ,  $Bi_i$ ,  $Bi_0$  являются параметрами, зависящими от времени. Параметры  $A_0/A_i$ ;  $A_i/\delta^2$ ;  $V/\delta^3$  описывают геометрию. Базовая длина  $l_{\text{экв}}$  определяется как отношение площади внутренней поверхности к  $\delta$ .

Безразмерная температура, а также безразмерный скачок температур представлены следующими выражениями:

$$\theta = \frac{T - T_0}{T_{\text{нач\_макс}} - T_0};$$

$$\theta_{\text{шаг}} = \theta_{\text{макс}} - \theta_{\text{мин}}.$$

С помощью данных безразмерных параметров можно отдельно описать тепловые процессы в элементах турбины и моделировать тепловые потоки наружу и внутрь ее конструкции.

Была создана осесимметричная конечно-элементная 2D-модель конструкции турбины для создания безразмерных карт переходного процесса теплообмена. Моделирование выполнялось с использованием инструментария MATLAB PDE. Для моделирования была построена сетка из треугольных элементов в квадратичном порядке. Для создания сетки параметр *Growth Rate* был установлен

равным 1,5, целевой минимальный размер элемента составлял 0,2 мм, а целевой максимальный размер элемента составлял 0,4 мм. Выбранные параметры конечной сетки обеспечивают стабильные условия работы решателя PDE.

При постоянной температуре окружающей среды  $T_0$  ее безразмерное значение остается постоянным при  $\theta_0 = 0$ . Параметры  $v_{\text{темп}}$ ,  $Bi_i$ ,  $Bi_0$  остаются постоянными при ступенчатом изменении температуры в газовом потоке. Диапазон чисел Био выбран с учетом режимов работы турбины таким же, как и в исследовании [10], для возможности сравнения результатов расчетов. Было рассмотрено 11 чисел Био, логарифмы которых равномерно распределены в следующих пределах:

$$\begin{aligned} -3,8 &\leq \lg(Bi_i) \leq -0,8; \\ -5,4 &\leq \lg(Bi_0) \leq -2,4, \end{aligned}$$

что дало 121 комбинацию. Восемь значений  $v_{\text{char}}$  выбирались в диапазоне от 0,65 до 1, чтобы отобразить возможные режимы работы турбины. В результате получается 968 комбинаций параметров. Рассматривается расчетная область для величины параметра  $0 < \exp(-Bi_0 F_0) < 1$ . Было взято 500 равномерно распределенных точек в указанном диапазоне.

Таким образом, следующие параметры однозначно описывают модель теплового потока  $\dot{Q}_{\text{пот}}$  в безразмерном виде:  $v_{\text{темп}}$ ,  $Bi_i$ ,  $Bi_0$ ,  $F_0$  и  $\theta_{\text{шаг}}$ . Важно максимально уменьшить количество входных данных для обучения нейронной сети, чтобы ускорить процесс. Это достигается путем деления безразмерного теплового потока  $\dot{Q}/[(T_{\text{макс}} - T_{\text{нач.макс}})l_{\text{экв}}k_{\text{мат}}]$  на безразмерный температурный шаг  $\theta_{\text{шаг}}$  [9, 10]. Эффективность данного подхода продемонстрирована применительно к рассматриваемой в настоящей

статье модели на рис. 3. В результате получается приведенный тепловой поток, который далее заменяет безразмерный.

Для проверки модели и ее граничных условий необходимо создать упрощенную аналитическую модель сосредоточенной емкости. Эта модель представлена твердым телом с той же площадью поверхности, что и исходная 3D-модель, в среде с однородным распределением температуры. Аналитическое решение для этой модели было получено из функции конвективной теплопередачи (1) и формулы удельной теплоемкости (2). Это аналитическое решение (3) не учитывает пространственного распределения температуры внутри детали.

$$\dot{Q}_i(t) = hA_{\text{пов}}(T_{\text{газа}} - T_{\text{пов}}); \tag{1}$$

$$c_p = \frac{Q_i}{\rho V \Delta T}; \tag{2}$$

$$T(t) = T_{\text{газа}} - (T_{\text{газа}} - T_0) e^{-\frac{hA_{\text{пов}} t}{c_p \rho V}}. \tag{3}$$

При расчете температуры поверхности с использованием КЭ-модели максимальная относительная ошибка составляет 0,27%. Максимальная относительная ошибка расчета теплового потока составляет 0,44%. Это указывает на хорошее соответствие результатов расчета с использованием метода конечных элементов (МКЭ) с аналитическим решением для сосредоточенной емкости.

Рассчитывался тепловой поток для определенного набора параметров и его изменение с течением времени. Не рассматривались резкие маневры, а именно резкие изменения параметров потока без установления теплового равновесия.

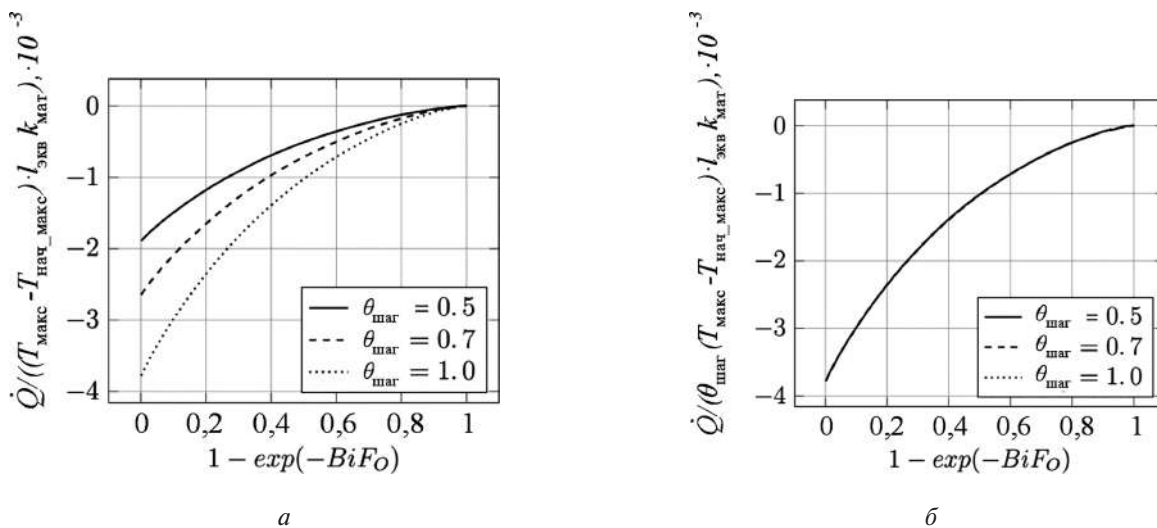


Рис. 3. Понижение разрядности граничных условий: *a* – зависимость безразмерного теплового потока от безразмерного температурного шага; *б* – получение приведенного теплового потока, который не зависит от безразмерного температурного шага

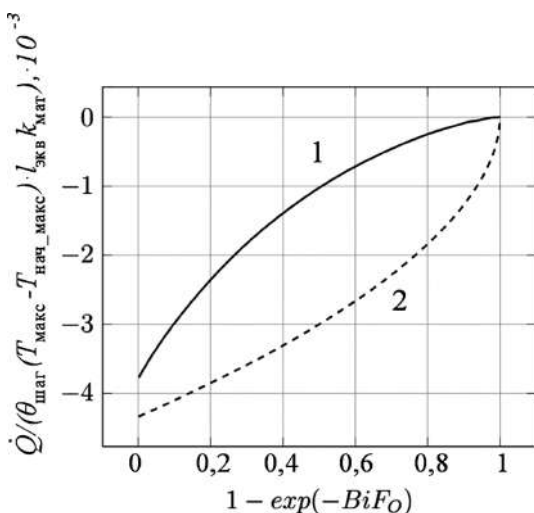
**Результаты расчетных исследований**

Было проведено сравнение полученных результатов работы с данными, приведенными в статье [10]. Характеристическая толщина и длина тепловой трубы рассчитывались с учетом реальной геометрии турбины:  $\delta = 0,002514$  м;  $l_{\text{экв}} = 7,161668$  м. Исходные данные, а также набор формул, по которым рассчитывался переходный тепловой процесс, были одинаковыми. Различие было в использовании в настоящей статье КЭ-расчетов и более точной геометрии турбины вместо упрощенного представления ее в виде трубы.

Анализ полученных результатов показал значительное расхождение между предлагаемым методом и подходом, представленным в работе [10], при расчете приведенного теплового потока (рис. 4). Это означает, что использование уточненной геометрии турбины вместо трубы может повлиять на результат при моделировании переходных тепловых процессов в рамках данного подхода. Поскольку на этапе КЭ-расчетов учитывается загружаемая геометрическая модель, то разность результатов можно объяснить учетом реальной геометрии турбины. Это приводит к существенному изменению градиента температур. Вид кривой изменения теплового потока во времени качественно схож с видом экспериментальной кривой. Следовательно, предлагаемая модель может быть применена в дальнейшем при моделировании нестационарных тепловых процессов в выбранной турбине.

Пример карты нестационарного теплообмена, полученной в результате конечно-элементного моделирования с помощью MATLAB, приведен на рис. 5.

Эта карта получена для чисел Био  $\lg(Bi_0) = -3,9$ ,  $\lg(Bi_i) = -2,3$  в сочетании с тремя безразмерными



Рису. 4. Результаты моделирования теплового процесса:  
 1 – по предлагаемой методике;  
 2 – по результатам работы [10]

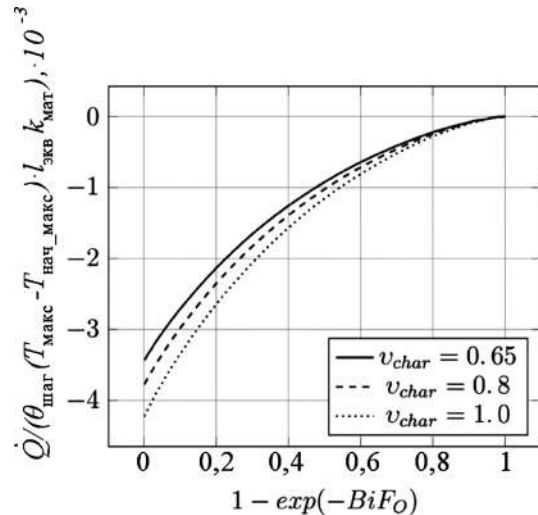


Рис. 5. Пример тепловой карты

температурными отношениями  $v_{\text{темпл}} = 0,65 \dots 0,8 \dots 1,0$ . Функция оси абсцисс обозначает период протекания теплового процесса. Эта функция принимает значения от 0 до 1, где 0 — это начало процесса, а 1 — его завершение. Эта функция зависит от наибольшего числа Био, при котором данный процесс протекает, а также от времени, представленного числом Фурье  $F_0$ . С течением времени, а соответственно, и с ростом  $F_0$  растет приведенный тепловой поток  $\dot{Q} / [\theta_{\text{шаг}} (T_{\text{макс}} - T_{\text{нач.макс}}) l_{\text{экв}} k_{\text{мат}}]$ . В определенный момент времени тепловой поток перестает изменяться и становится равным 0, что говорит о завершении теплового процесса.

В наборе данных для обучения нейронной сети рассматривались только процессы, плавно протекающие во времени. Резкие изменения параметров протекающего процесса не рассматривались как часть базы данных для нейронной сети.

**Использование нейронной сети**

Вся настройка и обучение нейронной сети выполнялись с использованием библиотеки PyTorch Python и традиционных инструментов, таких как NumPy, Pandas и Scikit-Learn. Для обычного обучения применялся многослойный перцептрон (MLP). Количество нейронов в скрытых слоях составляет 250, 150 и 50 нейронов для первого, второго и третьего скрытых слоев соответственно. В качестве входных данных использовались четыре параметра:  $\lg(Bi_0)$ ,  $\lg(Bi_i)$ ,  $v_{\text{темпл}}$  и  $F_0$ . В качестве выходных данных выступал приведенный тепловой поток  $\dot{Q} / [\theta_{\text{шаг}} (T_{\text{макс}} - T_{\text{нач.макс}}) l_{\text{экв}} k_{\text{мат}}]$ . Как функция активации использовалась функция ReLU. Как функция потерь была выбрана функция среднеквадратичной ошибки (MSE).

После тренировочного процесса максимальная среднеквадратическая ошибка во всех контроль-

ных точках составила не более 0,108361, а средняя ошибка составила 0,009965.

Было принято решение о необходимости трансферного обучения нейронной сети в рамках данного подхода. Трансферное обучение дает возможность «дообучить» предварительно обученную на большом наборе аналитических данных нейронную сеть, используя ограниченный набор экспериментальных данных. В итоге это позволяет уменьшить количество моточасов для получения удовлетворительного результата в большой области параметров за счет применения вычислительной мощности. Однако такой подход имеет смысл использовать, если результаты предварительных аналитических расчетов и эксперимента имеют схожий характер.

Для настройки трансферного обучения был отключен выходной слой и добавлен новый слой с собственным выходом. Количество используемых нейронов 25. Однако результаты численного и физического экспериментов при малых числах Фурье существенно расходились (рис. 6).

Результаты, полученные в ходе трансферного обучения нейронной сети, сравнивались с данными стендовых испытаний серийного малоразмерного ГТД РНТЗ производства JetCat [20]. Для фильтрации данных применялся фильтр нижних частот. Частота среза была установлена на 0,5 Гц, частота дискретизации – на 30 Гц, порядок фильтра был установлен на 20. Для трансферного обучения все экспериментальные данные были собраны в один набор данных.

В процессе испытаний было совершено 48 маневров, в том числе на режимах резкого измене-

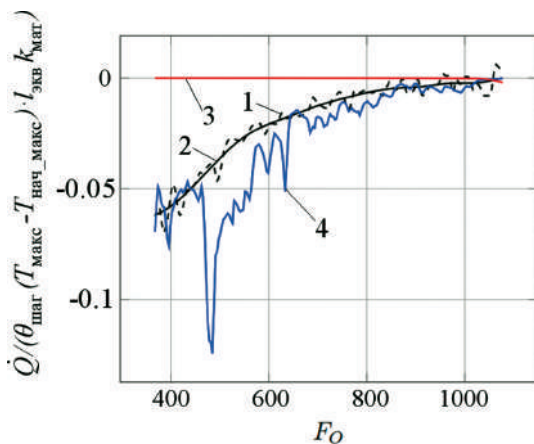


Рис. 6. Результат работы нейронной сети после трансфертного обучения:  
 1 – пример экспериментальных данных;  
 2 – фильтрованные экспериментальные данные;  
 3 – результат нейронной сети после традиционного обучения;  
 4 – результат нейронной сети после трансферного обучения

ния тяги без обеспечения устойчивого теплового равновесия конструкции. Средняя ошибка по всем физическим экспериментам составила 0,761028. Под средней ошибкой понимается усредненное значение среднеквадратических отклонений по каждому маневру. Необходим был поиск возможных путей уменьшения величины ошибки.

Вначале было принято решение сузить рассматриваемую область изменения параметров  $Bi_0$  и  $Bi_i$ , так как повышение плотности распределения чисел  $Bi_0$  было невозможно из-за увеличения общего размера набора данных и ограниченной аппаратной памяти. Были рассмотрены пределы чисел  $Bi_0$ , более близкие к числам  $Bi_0$ , использованным в экспериментах. Были выбраны следующие значения:

$$\begin{aligned} -2,0 &\leq \lg(Bi_i) \leq -1,7; \\ -3,2 &\leq \lg(Bi_0) \leq -2,9. \end{aligned}$$

Однако это решение привело к увеличению средней ошибки с 0,761028 до 3,380508. Поэтому оно признано неудачным.

Далее исследовалось влияние количества нейронов в последнем скрытом слое. Однако улучшение точности результатов оказалось незначительным. Средняя ошибка была снижена от 0,761028 до 0,739332.

Одним из возможных путей повышения точности результатов является рассмотрение ограниченного набора данных, в частности исключение резких маневров. Нейронная сеть не обучалась учету резких маневров, этим могут быть объяснены высокие значения ошибок. Поэтому в дальнейшем были рассмотрены только экспериментальные данные при плавном изменении параметров газового потока. В итоге средняя ошибка уменьшилась с 0,761028 до 0,653335, что составляет 15%. Поэтому использование похожих маневров при расчетах и эксперименте является наиболее эффективным при моделировании тепловых процессов.

На рис. 7 представлен результат доработки результатов трансферного обучения нейронной сети при исключении резких маневров. Полученная высокая эффективность обусловлена тем, что на этапе предварительных КЭ-расчетов не рассматривались резкие маневры, следовательно, у нейронной сети отсутствовало понимание подобных процессов перед этапом трансферного обучения.

### Выводы

Целью данной работы было исследование возможности использования нейронных сетей и трансферного обучения для прогнозирования теплового состояния микроГТД. Были выполнены и верифицированы конечно-элементные расчеты в пакете MATLAB для создания большого набора данных

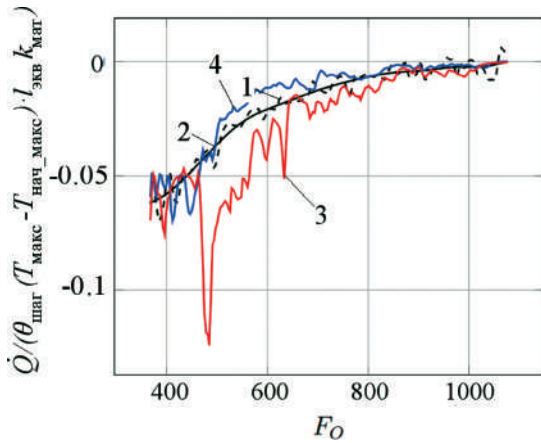


Рис. 7. Результат после трансфертного обучения:  
 1 – пример экспериментальных данных;  
 2 – фильтрованные экспериментальные данные;  
 3 – результат до оптимизации процесса обучения;  
 4 – результат после оптимизации процесса обучения

о тепловом состоянии деталей с различными комбинациями граничных условий. Созданная модель прогнозирования теплового состояния турбины микроГТД была обучена с помощью трансферного обучения с применением предварительно обученной нейронной сети и ограниченного набора экспериментальных данных, что считается быстрым и простым способом получения окончательной модели. Данную модель можно использовать в составе цифрового двойника газовой турбины.

В ходе исследований были опробованы различные решения для уточнения модели, такие как более плотное распределение чисел Био, изменение параметров последнего скрытого слоя для трансферного обучения и ограничение набора экспериментальных данных. В результате проверки изолированных друг от друга методов доработки было установлено, что наиболее эффективным является ограничение набора экспериментальных данных, достигнутое путем разделения набора данных по типам маневров. Результат после оптимизации процесса обучения более близок к экспериментальным данным.

Данный вывод указывает на то, что есть возможность улучшить результаты с помощью получения экспериментальных данных с меньшим шумом и большим разнообразием маневров. Дополнительные данные, такие как коэффициенты теплопередачи и температуры вблизи поверхностей, не контактирующих с основным газовым потоком, а также общие условия работы газотурбинной установки, могут быть полезны для повышения точности результатов. Все это может помочь при более точном конечно-элементном моделировании нестационарного теплового процесса в конструк-

ции газовой турбины. Имеется также возможность рассматривать более сложные конструкции узлов тепловой машины для получения более точных результатов цифрового моделирования нестационарных тепловых процессов.

**Список источников**

1. Эрохи Ю.А., Каленский С.М. Идентификация математической модели ГТД по результатам испытаний // Труды МАИ. 2022. № 122. DOI: 10.34759/trd-2022-122-19
2. Эрохи Ю.А., Хорева Е.А. Оценка влияния неоднородности входного потока воздуха на тягу газотурбинного двухконтурного двигателя // Вестник Московского авиационного института. 2018. Т. 25. № 2. С. 99–108.
3. Клинский Б.М. Исследование влияния неоднородности потока на входе на основные параметры авиационного газотурбинного двигателя в имитируемых высотно-скоростных условиях // Вестник Московского авиационного института. 2023. Т. 30. № 1. С. 117–130. DOI: 10.34759/vst-2023-1-117-130
4. Шевченко И.В., Роголев А.Н., Роголев Н.Д., Комаров И.И., Брызгунов П.А. Экспериментальное исследование теплообмена в щелевых каналах охлаждаемых лопаток газотурбинных двигателей с модифицированными штырьковыми интенсификаторами теплоотдачи // Вестник Московского авиационного института. 2023. Т. 30. № 3. С. 92–100.
5. ГОСТ Р 57700.37–2021 Компьютерные модели и моделирование. Цифровые двойники изделий. Общие положения. – М.: Российский институт стандартизации, 2021. – 15 с.
6. Прохоров А., Лысачев М. Цифровой двойник. Анализ, тренды, мировой опыт / Под ред. проф. А.И. Боровкова. – М.: АльянсПринт, 2020. – 401 с
7. Фалалеев С.В., Зрелов В.А., Щемелев В.И. Проектирование и разработка конструкции комбинированного газотурбинного двигателя // Насосы. Турбины. Системы. 2020. № 1(34). С. 39–45.
8. Григорьев Е.М., Бадыков Р.Р., Фалалеев С.В. Системы управления радиальными зазорами ТВД перспективного газогенератора // XVI Королёвские чтения: Сборник материалов Международной молодежной научной конференции, посвященной 60-летию полета в космос Ю.А. Гагарина (5–7 октября 2021; Самара). Самара: Изд-во ССАУ, 2021. С. 207–209.
9. Baumann M., Koch C., Staudacher S. Experimental identification of steady-state turbomachinery heat transfer using nondimensional groups // ASME Journal of Heat and Mass Transfer. 2020. Vol. 142. No. 6: 061806. Paper No. HT-19-1655. DOI: 10.1115/1.4046794
10. Baumann M., Koch C., Staudacher S. Application of Neural Networks and Transfer Learning to Turbomachinery Heat Transfer // Aerospace. 2022. Vol. 9. No. 2: 49. DOI: 10.3390/aerospace9020049

11. Riegler C. Correlations to Include Heat Transfer in Gas Turbine Performance Calculations // *Aerospace Science and Technology*. 1999. Vol. 3. No. 5, pp. 281–292. DOI: 10.1016/S1270-9638(00)86964-3
12. Фалалеев С.В., Бадьков Р.Р., Матвеев А.А., Григорьев Е.М. Исследование эффективности системы управления радиальными зазорами в авиационном газотурбинном двигателе // *Насосы. Турбины Системы*. 2022. № 4(45). С. 46–56.
13. Фалалеев С.В., Тисарев А.Ю., Матвеев А.А., Мошков Д.Р. Моделирование системы регулирования радиальных зазоров в турбине авиационного ГТД // *Проблемы и перспективы развития двигателестроения: Сборник докладов Международной научно-технической конференции (23–25 июня 2021; Самара)*. Самара: Изд-во ССАУ, 2021. С. 66–67.
14. Темис Ю.М., Селиванов А.В., Якушев Д.А. Термомеханическая модель конструктивно-силовой схемы газотурбинного двигателя // *Авиационные двигатели*. 2021. № 3(12). С. 35–44. DOI: 10.54349/26586061\_2021\_3\_35
15. Гниздор Р.Ю., Пятых И.Н., Каплин М.А., Румянцев А.В. Разработка и исследование характеристик инженерной модели двигателя СПД–70М, работающего на ксеноне и криптоне // *Вестник Московского авиационного института*. 2023. Т. 30. № 2. С. 106–115. DOI: 10.34759/vst-2023-2-106-115
16. Пятунин К.Р., Отряхина К.В., Куцев Н.М., Ляскин А.С. Решение совместной задачи гидравлики, теплообмена и прочности на примере упрощенного фрагмента конструкции ГТД // *CADFEM Review*. 2019. № 6. С. 77–81.
17. Special Metals INCONEL® Alloy 718, <https://www.matweb.com/search/DataSheet.aspx?MatGUID=94950a2d209040a09b89952d45086134>
18. Riegler C. Modulares Leistungsberechnungsverfahren für Turboflugtriebwerke mit Kennfeldendarstellung für Wärmeübertragungsvorgänge. PhD. Thesis, Universität Stuttgart, Düsseldorf, Germany, 1997.
19. Simon V., Weigand B., Goma H. Dimensional Analysis for Engineers. - Springer International Publishing, 2017. - 224 p.
20. JetCat PHT3 Einwellen Helikoptertriebwerk. URL: <https://www.jetcat.de/de/productdetails/produkte/jetcat/produkte/hobby/pht3-4%20Getriebevarianten>

## References

1. Ehzrokhi Yu.A., Kalenskii S.M. *Trudy MAI*, 2022, no. 122. DOI: 10.34759/trd-2022-122-19.
2. Ezrokhi Y.A., Khoreva E.A. Estimation of inlet airflow non-uniformity effect on turbofan thrust. *Aerospace MAI Journal*, 2018, vol. 25, no. 2, pp. 99–108.
3. Klinskii B.M. Studying the flow non-uniformity impact at the inlet on the aircraft gas turbine engine basic parameters under the simulated altitude-speed conditions. *Aerospace MAI Journal*, 2023, vol. 30, no. 1, pp. 117–130. DOI: 10.34759/vst-2023-1-117-130
4. Shevchenko I.V., Rogalev A.N., Rogalev N.D., Komarov I.I., Bryzgunov P.A. Experimental study of heat transfer in slotted channels of gas turbine engines cooled blades with modified pin heat transfer intensifiers. *Aerospace MAI Journal*, 2023, vol. 30, no. 3, pp. 92–100.
5. *Komp'yuternye modeli i modelirovanie. Tsifrovye dvoyniki izdelii. Obshchie polozheniya. GOST R 57700.37–2021* (Computer models and simulation. Digital twins of products. General provisions, State Standard R 57700.37–2021), Moscow, Rossiiskii institut standartizatsii, 2021, 15 p.
6. Prokhorov A., Lysachev M. *Tsifrovoy dvoynik. Analiz, trendy, mirovoi opyt* (Digital double. Analysis, trends, world experience). Moscow, Al'yanSPrint, 2020, 401 p.
7. Falaleev S.V., Zrellov V.A., Shchemelev V.I. *Nasosy. Turbiny. Sistemy*, 2020, no. 1(34), pp. 39–45.
8. Grigor'ev E.M., Badykov R.R., Falaleev S.V. *Materialy Mezhdunarodnoi molodezhnoi nauchnoi konferentsii, posvyashchennoi 60-letiyu poleta v kosmos Yu.A. Gagarina "XVI Korolevskie chteniya" (5-7 October 2021; Samara)*. Samara, SSAU, 2021, pp. 207–209.
9. Baumann M., Koch C., Staudacher S. Experimental identification of steady-state turbomachinery heat transfer using nondimensional groups. *ASME Journal of Heat and Mass Transfer*, 2020, vol. 142, no. 6: 061806. Paper No. HT-19-1655. DOI: 10.1115/1.4046794
10. Baumann M., Koch C., Staudacher S. Application of Neural Networks and Transfer Learning to Turbomachinery Heat Transfer. *Aerospace*, 2022, vol. 9, no. 2: 49. DOI: 10.3390/aerospace9020049
11. Riegler C. Correlations to Include Heat Transfer in Gas Turbine Performance Calculations. *Aerospace Science and Technology*, 1999, vol. 3, no. 5, pp. 281–292. DOI: 10.1016/S1270-9638(00)86964-3
12. Falaleev S.V., Badykov R.R., Matveev A.A., Grigor'ev E.M. *Nasosy. Turbiny Sistemy*, 2022, no. 4(45), pp. 46–56.
13. Falaleev S.V., Tisarev A.Yu., Matveev A.A., Moshkov D.R. *Materialy Mezhdunarodnoi nauchno-tekhnicheskoi konferentsii "Problemy i perspektivy razvitiya dvigatelestroeniya" (23–25 June 2021; Samara)*. Samara, SSAU, 2021, pp. 66–67.
14. Temis Yu.M., Selivanov A.V., Yakushev D.A. *Aviatsionnye dvigateli*, 2021, no. 3(12), pp. 35–44. DOI: 10.54349/26586061\_2021\_3\_35
15. Gnizdor R.Y., Pyatykh I.N., Kaplin M.A., Rumyantsev A.V. Development and characteristics studying of the xenon and krypton operating SPD–70M thruster engineering model. *Aerospace MAI Journal*, 2023, vol. 30, no. 2, pp. 106–115. DOI: 10.34759/vst-2023-2-106-115
16. Pyatunin K.R., Otryakhina K.V., Kutsev N.M., Lyaskin A.S. *CADFEM Review*, 2019, no. 6, pp. 77–81.
17. *Special Metals INCONEL® Alloy 718*, <https://www.matweb.com/search/DataSheet.aspx?MatGUID=94950a2d209040a09b89952d45086134>



- .com/search/DataSheet.aspx?MatGUID=94950a2d209040a09b89952d45086134
18. Riegler C. *Modulares Leistungsberechnungsverfahren für Turboflugtriebwerke mit Kennfelddarstellung für Wärmeübertragungsvorgänge*. PhD. Thesis, Universität Stuttgart, Düsseldorf, Germany, 1997.
19. Simon V., Weigand B., Goma H. *Dimensional Analysis for Engineers*. Springer International Publishing, 2017, 224 p.
20. *JetCat PHT3 Einwellen Helikoptertriebwerk*. URL: <https://www.jetcat.de/de/productdetails/produkte/jetcat/produkte/hobby/pht3-4%20Getriebevarianten>

Статья поступила в редакцию 28.11.2023; одобрена после рецензирования 19.01.2024; принята к публикации 22.01.2024.

The article was submitted on 28.11.2023; approved after reviewing on 19.01.2024; accepted for publication on 22.01.2024.