

УДК 004.855:621.452.3
Код ГРНТИ 55.42.47

doi 10.54708/19926502_2026_30311379

Методы машинного обучения в составе цифрового двойника ГТД: суррогатное моделирование и диагностика технического состояния

З.Т. Насретдинова^{1*}, И.Э. Веденяпин²

¹ФГБОУ ВО Башкирский государственный аграрный университет, г. Уфа, Россия

²ФГБОУ ВО «Уфимский университет науки и технологий», г. Уфа, Россия

Аннотация. В статье рассмотрено применение методов машинного обучения как элемента цифрового двойника газотурбинного двигателя (ГТД) на этапах проектирования, испытаний и эксплуатации. Предложена классификация методов машинного обучения применительно к задачам двигателестроения (суррогатное моделирование, диагностика и классификация дефектов, прогнозирование состояния, гибридные модели «физика – данные», обнаружение аномалий) и архитектура гибридного нейросетевого модуля, интегрируемого в единое информационное пространство цифрового двойника. На методическом примере суррогатной нейросетевой модели дроссельной характеристики ТРДД, обученной по результатам расчетов в имитационной термогазодинамической модели, показано, что многослойный персептрон обеспечивает среднюю относительную погрешность аппроксимации тяги, удельного расхода топлива и температуры газа за турбиной 0,3–0,8% при максимальной погрешности не более 2,1%, что сопоставимо с заложенным в обучающую выборку разбросом данных. Обсуждены возможности применения нейросетевых моделей для параметрической диагностики и оценки технического состояния газотурбинных энергетических установок (на базе ГТД).

Ключевые слова: цифровой двойник газотурбинного двигателя, машинное обучение, нейронная сеть, суррогатная модель, диагностика, жизненный цикл.

*zulf.2018@ya.ru

Введение

Отрасль авиационного двигателестроения продолжает трансформироваться под влиянием информационных технологий: при создании новых образцов газотурбинной техники широко применяются автоматизированные системы проектирования, производственного контроля и диагностики, а подход на базе цифровых двойников изделий рассматривается как одно из наиболее перспективных направлений создания высокотехнологичной наукоемкой продукции [1]. Цифровые двойники сегодня позиционируются как платформа для управления жизненным циклом авиационных двигателей [2], а требования к цифровым моделям и двойникам изделий закреплены на нормативном уровне [3, 4]. Накоплен и первый промышленный опыт внедрения технологий цифрового двойника при создании газотурбинных двигателей [5].

Вместе с тем классические компоненты цифрового двойника ГТД – имитационные термогазодинамические, прочностные и междисциплинарные модели – требуют значительных вычислительных ресурсов, особенно при решении обратных задач многокритериальной оптимизации на ранних стадиях разработки [6, 7] и при обработке больших массивов данных стендовых испытаний и эксплуатационной телеметрии [8]. Ответом на это ограничение стало стремительное развитие методов машинного обучения в задачах мониторинга состояния и диагностики газотурбинной техники: за рубежом данное направление оформилось в самостоятельную дисциплину управления техническим состоянием двигателя [9], опирающуюся на методы газодинамической диагностики [10]; современные обзоры фиксируют переход от классических регрессионных подходов

к глубоким нейронным сетям и гибридным схемам [11]. Отдельным трендом является создание физически информированных нейронных сетей, встраивающих уравнения математической физики непосредственно в процедуру обучения [12].

Целью настоящей работы является систематизация методов машинного обучения применительно к задачам цифрового двойника ГТД и демонстрация на методическом примере возможности построения быстрых суррогатных нейросетевых моделей двигателя, пригодных для использования на ранних стадиях проектирования, при отладке двигателей в ходе испытаний и при диагностике газотурбинных энергетических установок (ГТЭУ) на базе ГТД.

1. Методы машинного обучения в задачах цифрового двойника ГТД

В работе [13] цифровой двойник ГТД трактуется как единая обучаемая цифровая система, объединяющая методики и математические модели всех этапов жизненного цикла двигателя – от проектирования и испытаний до производства и эксплуатации. Ключевое слово «обучаемая» приобретает в последние годы буквальный смысл: наряду с моделями, построенными «из первых принципов», в состав двойника включаются модели, параметры которых определяются по данным – результатам расчетов, испытаний и эксплуатационной телеметрии. Классификация основных групп методов машинного обучения применительно к задачам двигателестроения приведена на Рис. 1, их сравнительная характеристика – в Табл. 1.

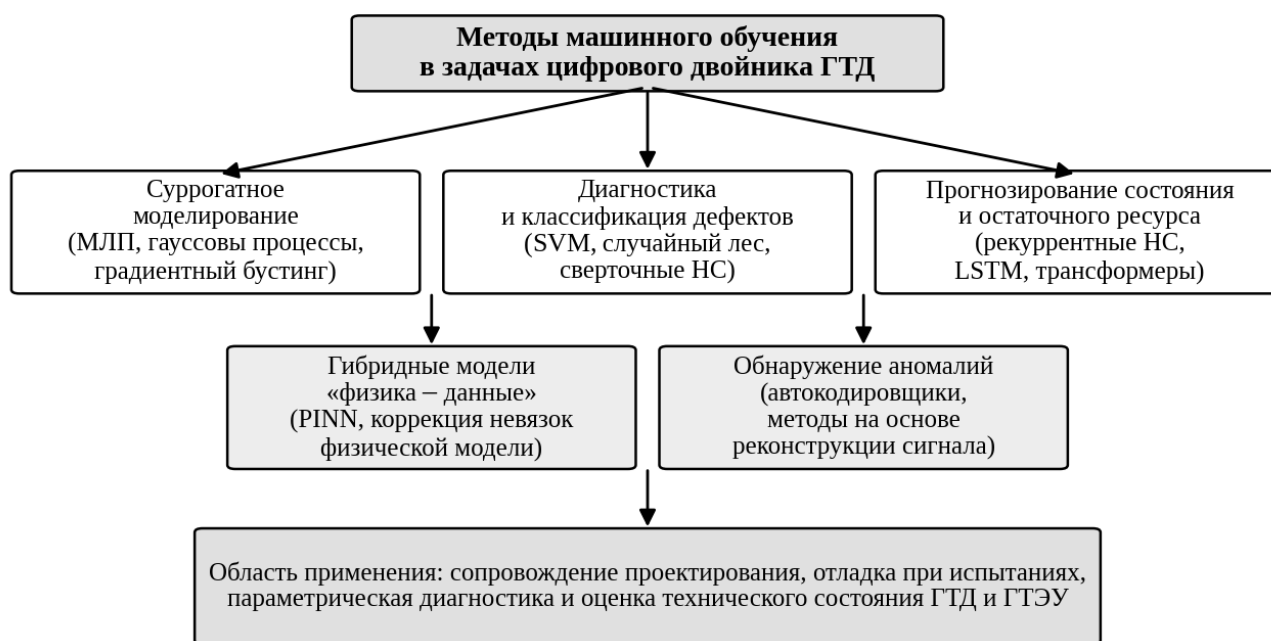


Рисунок 1. Классификация методов машинного обучения в задачах цифрового двойника ГТД.

Таблица 1. Сравнительная характеристика групп методов машинного обучения.

Группа методов	Типовые задачи в составе цифрового двойника	Достоинства	Ограничения
Суррогатное моделирование (МЛП, гауссовы процессы, градиентный бустинг)	быстрая аппроксимация характеристик узлов и двигателя, оптимизация на ранних стадиях	ускорение расчетов на порядки, гладкие производные	точность ограничена обучающей выборкой, экстраполяция ненадежна
Классификация дефектов (SVM, случайный лес, сверточные НС)	распознавание неисправностей узлов по комплексу параметров	работа с зашумленными данными, нелинейные границы классов	требуются размеченные данные по отказам, редкие в практике
Прогнозирование состояния (рекуррентные НС, LSTM)	прогноз трендов параметров, оценка остаточного ресурса	учет временной структуры данных телеметрии	чувствительность к смене режимов и условий эксплуатации
Гибридные модели «физика – данные» (PINN, модели невязок)	идентификация индивидуальной модели изделия, коррекция систематических невязок	физическая интерпретируемость, меньше данных для обучения	сложность постановки и настройки процедуры обучения
Обнаружение аномалий (автокодировщики)	контроль испытаний, раннее выявление отклонений	не требуют разметки дефектов	порог срабатывания требует калибровки

Принципиально, что перечисленные методы не заменяют, а дополняют физические модели цифрового двойника: имитационные модели остаются источником обучающих данных и средством верификации, тогда как модели машинного обучения обеспечивают скорость расчета, необходимую для многовариантной оптимизации, работы в реальном времени и обработки потоков телеметрии.

2. Архитектура гибридного нейросетевого модуля в составе цифрового двойника

Предлагаемая архитектура интеграции нейросетевых моделей в единое информационное пространство цифрового двойника ГТД представлена на Рис. 2. Источниками данных для обучения выступают имитационная термогазодинамическая модель двигателя (например, разработанная в MetaCAPI/FrameWork CAMSTO система DVIGw и ее развитие [6, 7]), результаты стендовых испытаний и телеметрия САУ, а также базы данных материалов и конструкторская документация. Нейросетевой модуль включает суррогатные модели узлов и двигателя в целом, а также модель невязок, аппроксимирующую систематическое расхождение между типовой математической моделью и конкретным экземпляром изделия.



Рисунок 2. Архитектура гибридного нейросетевого модуля в составе цифрового двойника ГТД.

Взаимодействие модуля с данными испытаний реализует идентификацию индивидуальной математической модели изделия: по результатам сопоставления расчетных и экспериментальных параметров корректируются либо коэффициенты физической модели, либо обучается компенсирующая нейросетевая добавка. Такой гибридный подход соответствует общей логике автоматизированной системы диагностики, предложенной ранее для ГТЭУ на базе ГТД [8], и позволяет сохранить физическую интерпретируемость результатов, что принципиально важно для сертификационных процедур.

3. Суррогатная нейросетевая модель дроссельной характеристики ТРДД

Для демонстрации подхода рассмотрен методический пример построения суррогатной модели дроссельной характеристики двухконтурного турбореактивного двигателя в земных статических условиях ($H = 0$, $M = 0$). Обучающая выборка объемом 600 точек сформирована расчетным путем по упрощенной имитационной термогазодинамической модели; входными параметрами являются относительная приведенная частота вращения ротора высокого давления (в диапазоне 0,70–1,00) и температура наружного воздуха (243–313 К), выходными – тяга R , кН, удельный расход топлива $C_{уд}$, кг/(кгс·ч), и температура газа за турбиной T_t^* , К. Для имитации неидеальности данных к выходным параметрам добавлен случайный разброс со среднеквадратическим отклонением 0,4%. Подчеркнем: пример носит методический характер, все приводимые ниже численные результаты являются фактическими результатами описанного вычислительного эксперимента и характеризуют работоспособность подхода, а не конкретный двигатель.

В качестве суррогатной модели использован многослойный персептрон (МЛП) с двумя скрытыми слоями по 64 нейрона с активацией гиперболическим тангенсом. Выбор МЛП обусловлен гладкостью и дифференцируемостью формируемой аппроксимации при компактности модели: гауссовы процессы уступают ему в вычислительной масштабируемости с ростом объема выборки, градиентный бустинг – в гладкости кусочно-постоянной аппроксимации. Обучение выполнялось методом Adam (реализация на языке Python с использованием библиотеки scikit-learn) с нормализацией входов и выходов, тяга аппроксимировалась в логарифмической шкале для выравнивания относительной точности по диапазону режимов. Выборка разделена на обучающую и тестовую в соотношении 75/25. Сопоставление дроссельных характеристик, рассчитанных имитационной и нейросетевой

моделями при стандартных атмосферных условиях, показано на Рис. 3. Обучение остановлено по критерию стабилизации функции потерь после 1388 эпох; кривая изменения функции потерь приведена на Рис. 4.

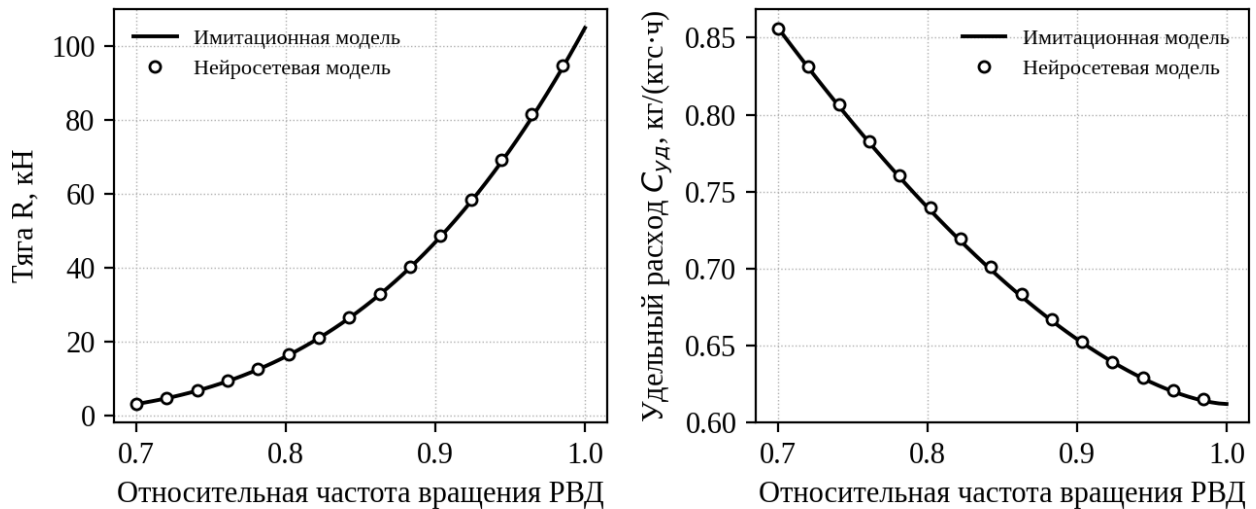


Рисунок 3. Дроссельная характеристика ТРДД: сопоставление имитационной и нейросетевой моделей (стандартные атмосферные условия).

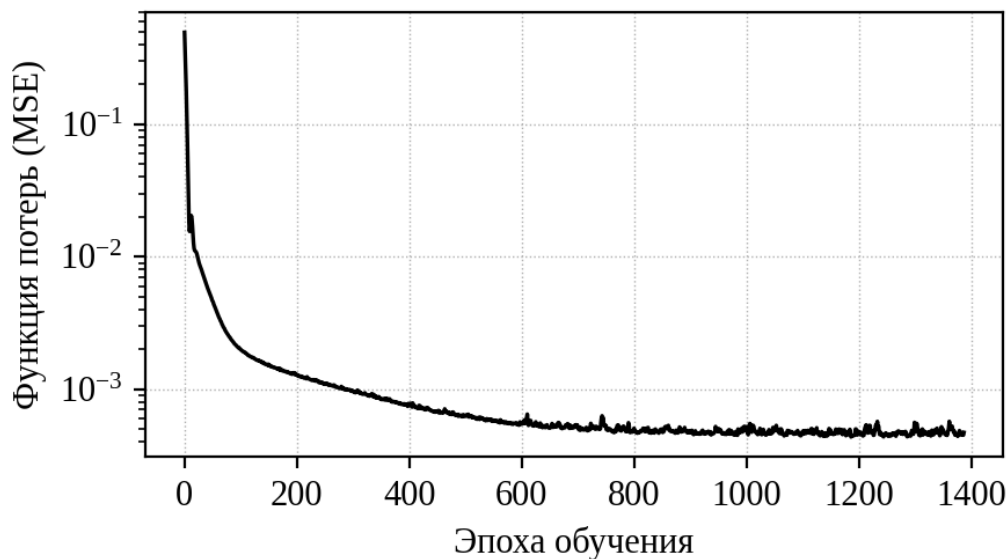


Рисунок 4. Изменение функции потерь в процессе обучения нейронной сети.

В качестве интегральной меры точности использована средняя относительная погрешность аппроксимации (MAPE), вычисляемая по формуле (1):

$$\delta = (100 \% / N) \cdot \sum |y_i - \hat{y}_i| / y_i, \quad (1)$$

где N – объем тестовой выборки; y_i и $\hat{y}_i$ – значения выходного параметра, рассчитанные соответственно имитационной и нейросетевой моделями; суммирование выполняется по всем точкам тестовой выборки.

Достигнутая точность аппроксимации на тестовой выборке приведена в Табл. 2. Средняя относительная погрешность по всем трем выходным параметрам не превышает 0,8%, максимальная – 2,1%, что сопоставимо с заложенным в данные разбросом. Диаграмма соответствия по тяге и распределение относительной погрешности представлены на Рис. 5.

Время расчета одной точки суррогатной моделью составляет доли миллисекунды (при расчете на центральном процессоре общего назначения), что позволяет применять ее во внутренних циклах многокритериальной оптимизации и в контуре обработки телеметрии в реальном времени. Отметим, что область корректного применения суррогатной модели ограничена диапазоном параметров обучающей выборки; за его пределами прогноз требует дообучения модели либо контроля средствами имитационной модели.

Таблица 2. Погрешность суррогатной нейросетевой модели на тестовой выборке.

Параметр	Средняя относительная погрешность (MAPE), %	Максимальная относительная погрешность, %
Тяга R	0,80	2,06
Удельный расход топлива $C_{уд}$	0,34	1,23
Температура газа за турбиной T_t^*	0,40	1,32

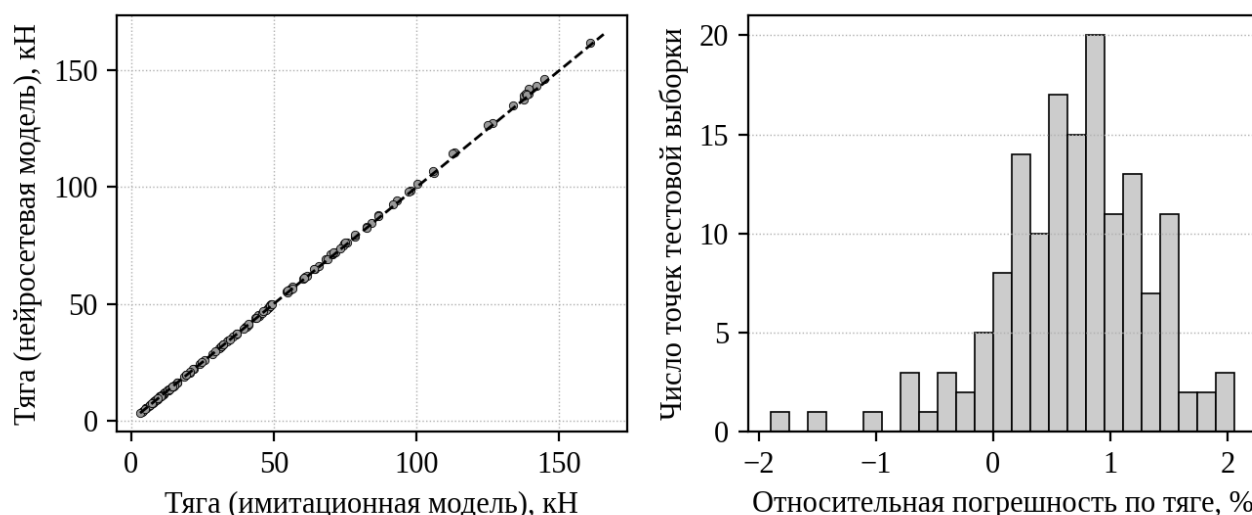


Рисунок 5. Диаграмма соответствия по тяге (слева) и распределение относительной погрешности на тестовой выборке (справа).

4. Применение нейросетевых моделей в диагностике и оценке состояния ГТЭУ

Быстрые суррогатные модели открывают путь к качественно новому уровню параметрической диагностики ГТЭУ на базе ГТД. В рамках подхода, развивающего автоматизированную систему диагностики [8], индивидуальная нейросетевая модель исправного изделия, идентифицированная по результатам отладки и испытаний, используется как эталон: диагностическим признаком служит вектор отклонений измеряемых термогазодинамических параметров от прогнозируемых моделью. Далее классификатор (случайный лес, сверточная сеть) либо экспертная система сопоставляет комбинацию отклонений с наиболее вероятным дефектным узлом; типовые связи «дефект – признаки» систематизированы в Табл. 3 на основе представлений газодинамической диагностики [9–11].

Таблица 3. Типовые неисправности проточной части и их диагностические признаки.

Неисправность	Характер изменения параметров	Первичные диагностические признаки
Загрязнение/эрозия компрессора	снижение расхода воздуха и КПД компрессора	рост T_T^* и расхода топлива при неизменном режиме, снижение степени повышения давления
Прогар/деформация элементов камеры сгорания	снижение полноты сгорания, неравномерность поля температур	рост неравномерности T_T^* , изменение вибросостояния
Эрозия/повреждение лопаток турбины	рост пропускной способности, снижение КПД турбины	перераспределение частот вращения роторов, рост T_T^*
Утечки в отборах воздуха	нарушение баланса расходов по тракту	согласованное смещение давления и температуры по сечениям
Дефекты датчиков и агрегатов САУ	противоречивость показаний	невязка одного параметра при согласованности остальных

Существенно, что нейросетевой эталон, в отличие от типовой модели, учитывает индивидуальные особенности конкретного экземпляра, накопленную наработку и историю регулировок, что снижает уровень ложных срабатываний. Прогнозирование развития отклонений средствами рекуррентных сетей позволяет перейти от констатации выхода параметра за уставку к упреждающему обслуживанию, а интеграция с экспертной системой сохраняет прозрачность логики принятия решений для эксплуатирующего персонала.

Заключение

Показано, что методы машинного обучения органично встраиваются в концепцию цифрового двойника ГТД, дополняя физические модели на всех этапах жизненного цикла изделия. Предложена классификация методов применительно к задачам двигателестроения и архитектура гибридного нейросетевого модуля, интегрируемого в единое информационное пространство цифрового двойника. На методическом примере продемонстрировано, что суррогатная нейросетевая модель дроссельной характеристики ТРДД воспроизводит результаты имитационной термогазодинамической модели со средней относительной погрешностью 0,3–0,8% при максимальной погрешности не более 2,1%, обеспечивая при этом скорость расчета, достаточную для многовариантной оптимизации и работы в реальном времени.

Таким образом, гибридные модели «физика – данные» являются закономерным этапом развития цифрового двойника ГТД: физические модели обеспечивают достоверность и интерпретируемость, нейросетевые – быстродействие и адаптацию к индивидуальным особенностям изделия. Дальнейшие исследования будут направлены на идентификацию моделей невязок по данным стендовых испытаний, применение физически информированных нейронных сетей для моделирования переходных процессов и интеграцию нейросетевых классификаторов дефектов в автоматизированную систему диагностики ГТЭУ.

Литература:

1. Боровков А.И., Гамзикова А.А., Кукушкин К.В., Рябов Ю.А. Цифровые двойники в высокотехнологичной промышленности: экспертно-аналитический доклад. М.: ИЦ «Технет» НТИ, 2019. 58 с. [Borovkov A.I., Gamzikova A.A., Kukushkin K.V., Ryabov Yu.A. Digital twins in the high-tech industry: expert-analytical report. Moscow: Infrastructure Center "Technet", 2019. 58 p. (in Russian)].

2. Сальников А.В., Гордин М.В., Шмотин Ю.Н., Никулин А.С., Макаров П.В., Французов М.С. Цифровые двойники – платформа для управления жизненным циклом авиационных двигателей // Известия высших учебных заведений. Машиностроение. 2022. № 4(745). С. 60–72. [Salnikov A.V., Gordin M.V., Shmotin Yu.N., Nikulin A.S., Makarov P.V., Frantsuzov M.S. Digital twins – a platform for aircraft engine lifecycle management // Izvestiya Vysshikh Uchebnykh Zavedenii. Mashinostroenie. 2022. No. 4(745). P. 60–72 (in Russian)]. DOI: 10.18698/0536-1044-2022-4-60-72.
3. ГОСТ Р 57700.37-2021. Компьютерные модели и моделирование. Цифровые двойники изделий. Общие положения. М.: Российский институт стандартизации, 2021. 10 с. [GOST R 57700.37-2021. Computer models and simulation. Digital twins of products. General provisions. Moscow: Russian Institute of Standardization, 2021. 10 p. (in Russian)].
4. ПНСТ 928-2024. Предварительный национальный стандарт Российской Федерации. Компьютерные модели и моделирование. Цифровые двойники авиационных газотурбинных двигателей. Общие положения. М.: Российский институт стандартизации, 2024. [PNST 928-2024. Preliminary National Standard of the Russian Federation. Computer models and simulation. Digital twins of aviation gas turbine engines. General provisions. Moscow: Russian Institute of Standardization, 2024].
5. Виноградов К.А., Никулин А.С., Шмотин Ю.Н. Опыт АО «ОДК» по внедрению технологий цифрового двойника при создании газотурбинных двигателей // Вестник Самарского университета. Аэрокосмическая техника, технологии и машиностроение. 2023. Т. 22. № 4. С. 25–36. [Vinogradov K.A., Nikulin A.S., Shmotin Yu.N. JSC “ODK” experience in implementing digital twin technologies in the design of gas turbine engines // Vestnik of Samara University. Aerospace and Mechanical Engineering. 2023. Vol. 22. No. 4. P. 25–36 (in Russian)]. DOI: 10.18287/2541-7533-2023-22-4-25-36.
6. Кишалов А.Е., Кислицын В.К. Развитие методологии цифрового проектирования ВРД // Авиационные двигатели. 2025. № 1(26). С. 101–111. [Kishalov A.E., Kislitsyn V.K. Development of methodology for digital design of airbreathing jet engines // Aviation Engines. 2025. No. 1(26). P. 101–111 (in Russian)].
7. Ахмедзянов Д.А., Кишалов А.Е. Автоматизация ранних стадий проектирования конструкции и анализ программ регулирования авиационных ВРД и наземных ЭУ // Вестник УГАТУ. 2021. Т. 25. № 4(94). С. 46–60. [Kishalov A.E., Akhmedzyanov D.A. Automation of the early stages of structural design and analysis of control programs for aircraft jet engines and ground-based power plants // Vestnik UGATU. 2021. Vol. 25. No. 4(94). P. 46–60 (in Russian)].
8. Суханов А.В., Ахмедзянов Д.А. Выявление дефектов в узлах газотурбинных энергетических установок с использованием SCADA-технологий и имитационного моделирования // Вестник УГАТУ. 2023. Т. 27. № 1(99). С. 98–105. [Sukhanov A.V., Akhmedzyanov D.A. Parametric diagnostics and assessment of the state of gas turbine power plants using scada-technologies and imitation modelling // Vestnik UGATU. 2023. Vol. 27. No. 1(99). P. 98–105 (in Russian)].
9. Volponi A.J. Gas turbine engine health management: past, present, and future trends // Journal of Engineering for Gas Turbines and Power. 2014. Vol. 136. No. 5. 051201. DOI: 10.1115/1.4026126.
10. Li Y.G. Performance-analysis-based gas turbine diagnostics: a review // Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part A: Journal of Power and Energy. 2002. Vol. 216. No. 5. P. 363–377. DOI: 10.1243/095765002320877856.
11. Fentaye A.D., Baheta A.T., Gilani S.I., Kyprianidis K.G. A review on gas turbine gas-path diagnostics: state-of-the-art methods, challenges and opportunities // Aerospace. 2019. Vol. 6. No. 7. 83. DOI: 10.3390/aerospace6070083.
12. Raissi M., Perdikaris P., Karniadakis G.E. Physics-informed neural networks: a deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations // Journal of Computational Physics. 2019. Vol. 378. P. 686–707. DOI: 10.1016/j.jcp.2018.10.045.

13. Ахмедзянов Д.А., Кишалов А.Е., Суханов А.В. Цифровой двойник ГТД как новый уровень возможностей моделирования // Вестник УГАТУ. 2026. Т. 30. № 1(111). С. 10–21. [Akhmedzyanov D.A., Kishalov A.E., Sukhanov A.V. Digital twin of a gas turbine engine as a new level of modeling capabilities // Vestnik UGATU. 2026. Vol. 30. No. 1(111). P. 10–21 (in Russian)]. DOI: 10.54708/19926502_2026_30111110.

Об авторах:

НАСРЕТДИНОВА Зульфия Табрисовна, канд. экон. наук, доцент, доцент каф. цифровых технологий и прикладной информатики, Башкирский ГАУ, Россия. Email: zulf.2018@ya.ru.

ВЕДЕНЯПИН Игорь Эдуардович, канд. техн. наук, доцент, доцент каф. ВМиК, УУНиТ, Россия. Email: viggi62@yandex.ru.

Metadata:

Title: Machine learning methods as part of the digital twin of a gas turbine engine: surrogate modeling and technical condition diagnostics.

Author 1: Zulfiya Tabrisovna Nasretdinova, Cand. Of Econom. Sci., Associate Professor, Bashkir State Agrarian University, 34 50-letiya Oktyabrya st., 450001 Ufa, Republic of Bashkortostan, Russia, email: zulf.2018@ya.ru.

Author 2: Igor Eduardovich Vedenyapin, Cand. of Tech. Sci., Associate Professor, Ufa University of Science and Technology, 32 Zaki Validi st., 450076 Ufa, Republic of Bashkortostan, Russia, email: viggi62@yandex.ru.

Abstract: The article considers the application of machine learning methods as an element of the digital twin of a gas turbine engine (GTE) at the stages of design, testing and operation. A classification of machine learning methods for engine-building tasks is proposed (surrogate modeling, fault diagnostics and classification, condition prognostics, hybrid physics-data models, anomaly detection), as well as the architecture of a hybrid neural network module integrated into the unified information space of the digital twin. Using a methodological example of a surrogate neural network model of the throttle characteristic of a turbofan engine trained on the results of calculations in a simulation thermogasdynamic model, it is shown that a multilayer perceptron provides an average relative approximation error of thrust, specific fuel consumption and turbine exit gas temperature of 0.3–0.8% with a maximum error of no more than 2.1%, which is comparable to the scatter embedded in the training data. The possibilities of using neural network models for parametric diagnostics and assessment of the technical condition of gas turbine power plants (based on GTE) are discussed.

Keywords: GTE digital twin, machine learning, neural network, surrogate model, diagnostics, life cycle.