УДК 004.85

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В ПРОЕКТИРОВАНИИ РАКЕТНЫХ ДВИГАТЕЛЕЙ: ОБЗОР СОВРЕМЕННЫХ ЗАРУБЕЖНЫХ ПОДХОДОВ

А.И. Гапон[1], А.Р. Кульчимаев[1]

[1]МИРЭА – Российский технологический университет,
г. Ставрополь
e-mail: 9.tpmaaa@gmail.com

Аннотация

В данной работе представлен обзор подходов к применению искусственного интеллекта в проектировании ракетных двигателей. Рассмотрено три ключевых направления: суррогатные модели на основе машинного обучения для ускорения CFD-расчётов, физически информированные нейросети (PINN) и метод вычислительной инженерии Noyron компании LEAP 71. Проанализированы результаты зарубежных исследований. Обзор демонстрирует потенциал ИИ-методов для сокращения сроков проектирования и повышения эффективности двигательных установок.

Ключевые слова: искусственный интеллект, ракетный двигатель, машинное обучение, нейронные сети, суррогатные модели, генеративное проектирование.

Введение

Реактивные двигатели относятся к числу наиболее сложных инженерных систем, созданных человеком. Современное ракетное двигателестроение требует поиска новых подходов к проектированию, направленных на повышение удельного импульса и снижение массы конструкции. Одним из наиболее перспективных направлений является интеграция методов искусственного интеллекта в инженерные расчёты и автоматизацию проектирования.

Настоящая работа представляет собой обзор трёх актуальных подходов, описанных в зарубежной литературе: суррогатные модели машинного обучения для ускорения CFD-расчётов; физически информированные нейронные сети (PINN); метод вычислительной инженерии без CFD на примере системы Noyron компании LEAP 71. Цель обзора – систематизировать имеющиеся данные о достигнутых результатах и обозначить перспективы применения данных технологий в отечественной практике.

1. Моделирование с использованием методов машинного обучения

Моделирование с применением машинного обучения заменяет прямое решение физических уравнений: нейронная сеть, обученная на эталонных расчётах, выполняет эту задачу. Традиционное проектирование камеры сгорания жидкостного ракетного двигателя опирается на решение уравнений Навье-Стокса методами вычислительной гидродинамики (CFD). Суррогатная модель при этом выстраивает приближённую зависимость между параметрами системы и выходными величинами – на основе обучающей выборки, которая обычно включает от 500 до 2000 расчётных случаев – поэтому CFD подходит в основном для финальной верификации [4].

Главное преимущество такого подхода – значительное сокращение времени вычислений. Это позволяет проводить полноценную многопараметрическую оптимизацию. Благодаря этому существенно меняется подход к проектированию – оно становится более гибким и масштабным.

У метода есть ограничения: точность падает за рамками обучающего набора, не гарантирует соблюдения физических законов, поэтому результаты требуют верификации. Для преодоления этого созданы физически информированные нейронные сети (PINN): уравнения физики встраиваются в функцию потерь на этапе обучения.

Альтернатива – суррогатные нейросетевые модели. По данным Техасского университета в Остине, такая модель для ротационно-детонационного ракетного двигателя ускорила расчёты в 90 000 раз по сравнению с CFD [2]. Это позволяет перебрать тысячи вариантов за часы – и меняет подход к проектированию.

2. Физически-информированные нейронные сети (PINN)

Физически-информированные нейронные сети – это подход, при котором нейросеть обучается не только на данных, но и учитывая фундаментальные законы физики, которые встраиваются в функцию потерь в виде дополнительных слагаемых – невязок [1]. В процессе обучения сеть минимизирует одновременно и ошибку на данных, и отклонение от физических законов. Таким образом, решение, которое выдаёт PINN, автоматически оказывается согласованным с уравнениями математической физики. Это определяет достоинства и ограничения метода.

Практическая применимость подтверждена исследованиями. В 2026 году в журнале Aerospace Science and Technology опубликована работа, где PINN использовали для моделирования сверхзвукового турбулентного потока в сопле ракетного двигателя [3]. PINN-модель для сопла ракетного двигателя ускорила расчёты в 565 раз (одиночный расчёт) и в 1037 раз при пакетной обработке из 5 расчётов, при этом погрешность предсказаний не превысила 5,5%, а объём обучающих данных составил лишь 5% от требуемого для обычной нейросети.

Главное преимущество PINN – высокая физическая достоверность прогнозов даже при малом объёме обучающих данных. Если суррогатная модель при выходе за пределы обучающей выборки может выдать абсурдный результат, то PINN за счёт встроенных законов физики остаётся в рамках правдоподобных значений. Кроме того, после обучения PINN работает мгновенно – время расчёта сокращается до миллисекунд. Ещё одно важное свойство - способность решать обратные задачи: по данным измерений восстанавливать неизвестные параметры системы.

Но у PINN есть свои недостатки. Обучение PINN – процесс трудоёмкий и может занимать больше времени, чем один CFD-расчёт. Результат сильно зависит от выбора архитектуры сети и коэффициентов балансировки между ошибкой на данных и невязкой физических уравнений. Если эти веса подобраны неправильно, сеть либо проигнорирует физику, либо не выучит данные. Кроме того, PINN плохо работают с задачами, содержащими разрывы (например, ударные волны) или сильно нелинейную турбулентность. И, как и любые нейросетевые методы, PINN не дают строгих гарантий сходимости к глобальному минимуму.

PINN – обеспечивают высокую скорость расчёта и при этом сохраняют физическую достоверность. Для ракетных двигателей это критически важно, так как ошибка может

привести к разрушению камеры сгорания. Мы считаем, что PINN особенно перспективны для многопараметрической оптимизации охлаждающих трактов. Их способность работать с ограниченным объёмом данных позволяет преодолеть главное препятствие реального проектирования – невозможность получить тысячи CFD-расчётов из-за временных и вычислительных ограничений.

Таким образом, PINN занимают промежуточное положение между классическим CFD и чисто дата-ориентированными суррогатными моделями. Они идеальны для быстрого исследования пространства параметров в условиях ограниченных данных и жёстких требований к физической адекватности, но требуют высокой квалификации при настройке и не заменяют полностью CFD для финальной верификации.

3. Машинное обучение без CFD: подход Noyron компании LEAP 71

В отличие от PINN и суррогатных моделей, подход LEAP 71 (осн. 2023) полностью исключает CFD из проектирования. Система Noyron на движке PicoGK кодирует физические законы и инженерные правила, генерируя CAD-модель всего по трём параметрам: тип топлива, тяга и давление в камере. В марте 2026 года совместно с HBD методом 3D-печати из Inconel 718 изготовлен аэроспайк XRA-2E5 тягой 200 кН – крупнейший в мире двигатель данного класса, созданный аддитивно (289 часов печати на 10-лазерной установке) [6].

Плюсы: исключение итерационного CFD; автономность (вход – цифры, выход – деталь); высокая воспроизводимость; нереализуемые в классических САПР геометрии.

Минусы и риски: огромные стартовые затраты на формализацию знаний; негибкость вне заложенных модулей; физический эксперимент всё равно необходим; закрытость технологии исключает независимую проверку.

LEAP 71 заменила «посчитай – исправь – пересчитай» на «сразу сделай». Это перспективно, но метод пока применим лишь для печатаемых деталей и требует многолетней предварительной работы. Для отечественной практики это ориентир: необходимо создавать аналогичные системы под собственные материалы и технологии.

Заключение

Методы искусственного интеллекта кардинально меняют подходы к проектированию ракетных двигателей. Эволюция технологий прошла путь от ускорения отдельных расчётных операций до полной автономии процесса проектирования: суррогатные модели и PINN совершенствуют существующий цикл разработки, тогда как подход LEAP 71 позволяет генерировать работоспособную конструкцию непосредственно из технического задания.

Таким образом, PINN занимает промежуточное положение между классическим CFD и чисто дата-ориентированными суррогатными моделями. Они идеальны для быстрого исследования пространства параметров в условиях ограниченных данных и жёстких требований к физической адекватности, но требуют высокой квалификации при настройке и не заменяют полностью CFD для финальной верификации.

Для отечественной промышленности важно формирование национальной базы обучающих данных с учётом специфики российских материалов и технологий, а также интеграция ИИ-инструментов в практику конструкторских бюро. Перспективным направлением дальнейших исследований является апробация рассмотренных подходов

на конкретных задачах отечественного двигателестроения с получением собственных верифицированных результатов.

Список использованных источников

1. Raissi, M. Physics-informed neural networks: A deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations / M. Raissi, P. Perdikaris, G. E. Karniadakis // Journal of Computational Physics. – 2019. – V. 378. – P. 686–707.

2. Farcas, I.-G. Distributed computing for physics-based data-driven reduced modeling at scale: Application to a rotating detonation rocket engine / I.-G. Farcas, R. P. Gundevia, R. Munipalli, K. E. Willcox // Computer Physics Communications. – 2025. – V. 313. – P. 109619. – URL: https://doi.org/10.1016/j.cpc.2025.109619 (дата обращения: 15.04.2026).

3. Xiao, Z. A physics-informed neural network model for viscous compressible turbulent flows simulations within a rocket engine nozzle / Z. Xiao, B. He // Aerospace Science and Technology. – 2026. – V. 118. – P. 107432.

4. Drouet, L. Data driven models for the design of rocket injector elements / L. Drouet, J. F. Zapata Usandivaras, M. Bauerheim, A. Urbano // Aerospace. – 2022. – V. 9, № 10. – P. 594.

5. Dresia, K. Improved wall temperature prediction for the LUMEN rocket combustion chamber with neural networks / K. Dresia // Aerospace. – 2023. – V. 10, № 5. – P. 450. – URL: https://doi.org/10.3390/aerospace10050450 (дата обращения: 15.04.2026).

6. LEAP 71 and HBD produce world's largest 3D-printed aerospike rocket engine / LEAP 71. – 2026. – URL: https://leap71.com/2026/03/12/hbdxleap71tctshanghai2026/ (дата обращения: 15.04.2026).

ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN ROCKET ENGINE DEVELOPMENT: A REVIEW OF MODERN APPROACHES

A.I. Gapon[1], A.R. Kulchimaev[1]

[1]MIREA – Russian Technological University, Stavropol
e-mail: 9.tpmaaa@gmail.com

Abstract

This paper provides an overview of approaches to the application of artificial intelligence in the design of rocket engines. Three key areas are considered: surrogate models based on machine learning to accelerate CFD calculations, physically informed neural networks (PINN), and LEAP 71's Noyron computational engineering method. The results of foreign research are analyzed. The review demonstrates the potential of AI methods to reduce design time and improve the efficiency of propulsion systems.

Keywords: artificial intelligence, rocket engine, machine learning, neural networks, surrogate models, generative design.