

ПРОБЛЕМЫ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ИИ В ЗАДАЧАХ ОПТИМИЗАЦИИ ГТД И ИХ ЭЛЕМЕНТОВ

Кретинин А.Г.¹, Федечкин К.С.¹,

¹ОКБ им. А. Люльки, г. Москва,
akretinin@mail.ru, konstantin.fedechkin@okb.umpo.ru

Ключевые слова: ИИ, CFD, оптимизация

Большие языковые модели на основе генеративного ИИ уже стали распространенными инструментами для решения сложных задач, которые можно решить с помощью естественного языка, предлагая удобный интерфейс и значительные вычислительные возможности. Цель настоящей работы – обсудить принципы и ограничения использования генеративного ИИ в инженерной практике, увязав их с современными тенденциями применения ИИ в задачах оптимизации ГТД.

Современные генеративные модели основаны на архитектуре трансформеров и, по сути, решают на каждом шаге задачу многоклассовой классификации: по контексту выбирается следующий токен (группа символов) из конечного словаря. Существует очень удачно введенный в 2021 году термин «stochastic parrot» [1], который метафорически подчеркивает опасность ИИ, напоминая, что на уровне вычислительной схемы это статистический предсказатель, а не модель, оперирующая физическими величинами или строгими математическими структурами.

Данный факт хорошо согласуется с более старыми философскими аргументами, такими как мысленный эксперимент «китайской комнаты» Дж. Серля, показывающий различие между манипуляцией символами по правилам и наличием семантического понимания [2]. Исторический пример программы ELIZA также демонстрирует, что воспринимаемая осмысленность диалога может быть достигнута без истинного понимания предмета разговора. LLM принципиально превосходят такие системы по мощности, но остаются в рамках синтаксического, а не физического знания и их прямое использование в качестве «моделей» сложной технической системы методологически некорректно.

Так как же можно потенциально использовать генеративный ИИ в инженерной практике? Сегодня проектирование сложных систем опирается на концепцию цифрового двойника, который должен обеспечивать как проведение прямого численного моделирования, так и оптимизацию конструктивных и режимных параметров. Эти функции в общем случае требуют сочетания моделей, управляемых физикой (physics-driven), и методов обработки данных (data-driven) [3].

Для расчётов потоков в элементах ГТД центральную роль играют уравнения механики сплошной среды и соответствующие численные методы. ИИ здесь может выступать как надстройка, позволяющая строить суррогатные модели, выбирать модели турбулентности, а также как инструмент интеллектуального анализа больших объёмов данных. Также ИИ может облегчать постановку задач, автоматизировать подготовку входных данных и интерпретацию результатов.

Библиометрический анализ литературы по применению ИИ в CFD демонстрирует устойчивый рост количества публикаций, особенно в последние годы, что неудивительно, учитывая популярность термина и усиливающееся стремление ускорить расчёты сложных течений. ИИ используется в этих работах, прежде всего, как средство ускорения расчетов, а не как замена классических численных решателей уравнений Навье–Стокса. [4] К наиболее распространённым типам задач относятся: аппроксимация пространственно-временных полей течения по параметрам задачи; построение редуцированных моделей (ROM) для быстрого прогнозирования поведения системы; оптимизация геометрии и режимов работы на основе суррогатных моделей; а также интеллектуальная обработка массивов CFD-данных для выявления структур и аномалий.

Используемые методы ИИ эволюционировали от классических нейронных сетей и регрессионных моделей к архитектурам на основе глубокого обучения и гибридным схемам, в которых физические уравнения сочетаются с обучаемыми компонентами [5].

Будущее CFD связано не с вытеснением уравнений классической физики искусственным интеллектом, а с развитием гибридного моделирования, в котором машинное обучение усиливает традиционные численные подходы. Полная замена физических моделей исключительно нейросетевыми алгоритмами всегда будет ограничена рядом фундаментальных проблем: зависимостью от качества данных и трудностями обобщения на другие режимы течения. Именно гибридные подходы позволяют объединить физическую достоверность и вычислительную эффективность. Наиболее успешными окажутся не полностью автономные нейросетевые решения, а те системы, которые смогут использовать сильные стороны обоих подходов: объяснимость и универсальность физики, а также адаптивность и быстродействие ИИ. Таким образом, главная проблема интеграции ИИ в инженерную практику состоит в организации корректного цикла: планирование экспериментов, получение репрезентативных данных, выбор структуры модели, валидация и интеграция в контур оптимизации.

Если говорить об оптимизации, то современные исследования демонстрируют возможность использования LLM-агентов для формулировки и координации оптимизационных задач на основе запросов на естественном языке. В подобных системах генеративные модели интерпретируют текстовые требования инженера, выбирают соответствующие численные методы, иницируют серии расчётов и анализируют полученные результаты. Таким образом, LLM выполняет функции интерфейса и «диспетчера» вычислительного эксперимента [6].

Принципиально важно, что даже в этих схемах ядром остаются специализированные физические и оптимизационные алгоритмы: CFD-решатели, суррогатные модели, градиентные или эволюционные оптимизаторы. Попытка непосредственно поручить LLM выполнение физических расчётов или выдачу численных ответов без опоры на такие алгоритмы неизбежно приводит к некорректным результатам. Это особенно критично для задач проектирования ГТД и других ответственных систем, где ошибки напрямую связаны с рисками безопасности и значительными экономическими последствиями. Важно помнить, что генеративный ИИ на базе LLM по своей природе является статистическим предсказателем текста, а не физической моделью или оптимизатором; его прямое применение для решения нетекстовых инженерных задач без опоры на специализированные модели принципиально ограничено.

Генеративный ИИ следует рассматривать как перспективный интерфейс и инструмент организации вычислительных экспериментов, позволяющий формулировать задачи и интерпретировать результаты на естественном языке, но не как замену физически обоснованным моделям и проверенным оптимизационным алгоритмам.

Список литературы

1. Emily M. Bender; Timnit Gebru; Angelina McMillan-Major; Shmargaret Shmitchell On the Dangers of Stochastic Parrots: Can Language Models Be Too Big?, Association for Computing Machinery, 2021. – doi:10.1145/3442188.3445922
2. Нечаев С. Ю. Китайская комната Дж. Р. Серля в контексте проблем философии искусственного интеллекта // Изв. Саратов. ун-та. Нов. сер. Сер. «Философия. Психология. Педагогика». – 2010. – № 4.
3. Zou Z., Xu P., Chen Y., et al. Application of artificial intelligence in turbomachinery aerodynamics: progresses and challenges // Artif. Intell. Rev. – 2024. – Vol. 57. – Art. 222. DOI: 10.1007/s10462-024-10867-3.
4. Rojas Cala E. F., Béjar R., Mateu C., Borri E., Cabeza L. F. Artificial Intelligence Applied to Computational Fluid Dynamics and Its Application in Thermal Energy Storage: A Bibliometric Analysis // Appl. Sci. – 2025. – Vol. 15. – Art. 7199.

5. Thejaraju Rajashekaraiyah, et al. Recent Advances in Computational Fluid Dynamics Using Artificial Intelligence, Machine Learning, and Deep Learning: A Comprehensive Review // J. Mines, Metals & Fuels. – 2025. – Vol. 73, No. 11. – P. 3469–3481. – DOI: 10.18311/jmmf/2025/50326.

6. Thind R., et al. Optimai: Optimization from natural language using llm-powered ai agents // arXiv preprint arXiv:2504.16918. – 2025.

Сведения об авторах

Кретинин Александр Геннадьевич – инженер отдела МДО ОКБ им. А. Люльки, область научных интересов: многодисциплинарная оптимизация, математическое моделирование.

Федечкин Константин Сергеевич – к.т.н., доцент, главный специалист отдела МДО ОКБ им. А. Люльки, область научных интересов: многодисциплинарная оптимизация, аэродинамическое проектирование компрессоров.

PROBLEMS OF USING AI FOR OPTIMIZATION TASKS OF TURBOFAN ENGINES AND THEIR ELEMENTS

Kretinin A.G.¹, Fedechkin K.S.¹,

¹ Lulka Design Bureau, Moscow,
akretinin@mail.ru, konstantin.fedechkin@okb.umpo.ru

Keywords: AI, CFD, optimization

The rapid development of generative artificial intelligence based on large language models has led to a public expectation of qualitative changes in engineering creativity. For example, a transition from traditional programming to «talking to a computer» in natural language seems possible. This article discusses the fundamental limitations of this approach as applied to optimization problems of complex technical systems, particularly gas turbine engines. Based on an analysis of the architecture of modern LLMs, a bibliographic review of AI applications in CFD, and experience developing surrogate models for optimization, it is shown that generative AI in engineering practice should be viewed primarily as an interface and a tool for organizing computations, rather than as a standalone tool for solving physics and optimization problems.