



ФИЗИКА

УДК 004.8; 004.94

<https://doi.org/10.47928/1726-9946-2026-26-1-16-28>

KCFMLE



Научная статья

Инженерные системы нового поколения: как ИИ повышает эффективность проектирования и оптимизации

М. Д. Бавижев¹ – действительный член АМАН, А. А. Рахманов²,
З. Р. Бавижев³

^{1,3}Акционерное Общество «Научно-производственное предприятие «РАДИЙ», г. Москва, Россия

²Московский научно-исследовательский телевизионный институт (МНИТИ), г. Москва, Россия

¹Mbavizhev@mail.ru, ²al.al.rakhmanov@gmail.com, ³zu588@mail.ru

Аннотация. Рассматриваются современные подходы к применению искусственного интеллекта (ИИ) в инженерных исследованиях и разработке сложных технических систем. Анализируются ключевые скептические позиции: вероятностная природа ИИ, проблема «чёрного ящика», феномен неотличимых дипфейков и отсутствие у моделей юридической ответственности — и показывается, что большинство из них связано не с технологическими ограничениями ИИ, а с неверными ожиданиями и отсутствием регламентов применения. Показано, что современные модели ИИ уже сегодня превосходят человека в рутинных, многократных и систематических инженерных операциях, повышая качество, скорость и предсказуемость разработки. Делается вывод о стратегической необходимости интеграции ИИ для обеспечения конкурентоспособности инженерных коллективов.

Ключевые слова: искусственный интеллект, инженерные исследования, системная инженерия, MDAO, дипфейки, анализ требований.

Финансирование. Работа не выполнялась в рамках фондов.

Конкурирующие интересы. Конфликтов интересов в отношении авторства и публикации нет.

Авторский вклад и ответственность. Авторы участвовали в написании статьи и полностью несут ответственность за предоставление окончательной версии статьи в печать.

Для цитирования. Бавижев М. Д., Рахманов А. А., Бавижев З. Р. Инженерные системы нового поколения: как ИИ повышает эффективность проектирования и оптимизации // Доклады АМАН. 2026. Т. 26, № 1. С. 16–28. DOI: <https://doi.org/10.47928/1726-9946-2026-26-1-16-28>; EDN: KCFMLE

© Бавижев М. Д.,
Рахманов А. А.,
Бавижев З. Р., 2026



Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.

PHYSICS

UDC 004.8; 004.94

Original article

Next-generation engineering systems: how AI improves design and optimization efficiency

Mikhail D. Bavizhev¹ – full member of IAAS, A. A. Rakhmanov²,
Zaur R. Bavizhev³

^{1,3}*Joint Stock Company «Scientific Production Enterprise «Radiy», Moscow, Russia*

²*Moscow scientific research television institute (MNITI), Moscow, Russia*

¹*mbavizhev@mail.ru, ²al.al.rakhmanov@gmail.com, ³zu588@mail.ru*

Abstract. This article examines modern approaches to the application of artificial intelligence (AI) in engineering research and the development of complex technical systems. Key skepticism is analyzed, including the probabilistic nature of AI, the "black box" problem, the phenomenon of indistinguishable deepfakes, and the lack of legal liability for models. It is shown that most of these concerns stem not from the technological limitations of AI, but from misguided expectations and a lack of application regulations. It is demonstrated that modern AI models already outperform humans in routine, repeated, and systematic engineering operations, improving the quality, speed, and predictability of development. A conclusion is drawn regarding the strategic necessity of integrating AI to ensure the competitiveness of engineering teams.

Keywords: artificial intelligence, engineering research, systems engineering, MDAO, deepfakes, requirements analysis.

Funding. The work was not carried out within the framework of funds.

Competing interests. There are no conflicts of interest regarding authorship and publication.

Contribution and Responsibility. All authors contributed to this article. Authors are solely responsible for providing the final version of the article in print.

For citation. Bavizhev M. D., Rakhmanov A. A., Bavizhev Z. R. Next-generation engineering systems: how AI improves design and optimization efficiency. Adyghe Int. Sci. J. 2026. Vol. 26, No. 1. Pp. 16–28. DOI: <https://doi.org/10.47928/1726-9946-2026-26-1-16-28>; EDN: KCFMLE

© Bavizhev M. D.,
Rakhmanov A. A.,
Bavizhev Z. R., 2026



This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 License.

Введение. Рост вычислительных возможностей и появление глубокого машинного обучения нейронных сетей [1] привели к активному внедрению искусственного интеллекта (ИИ) в инженерные исследования. Однако вместе с успехами усилились и скептические позиции: утверждения о «глючности» ИИ, его опасной непрозрачности, невозможности его юридической подотчётности, а также опасения, связанные с дипфейками. Эти аргументы требуют анализа, поскольку в инженерной практике ошибочные интерпретации могут приводить к неоправданному отказу от инструментов, обеспечивающих реальное технологическое преимущество. В работе, на примерах анализа требований, мультидисциплинарной оптимизации (MDAO) и обработки данных испытаний демонстрируются практические преимущества внедрения ИИ в практику проектирования сложных систем.

Цель работы — представить структурированный, научно обоснованный ответ скептикам и показать, что рациональное использование ИИ усиливает инженера, повышая точность, скорость и предсказуемость проектирования.

1. Вероятностная природа ИИ.

Скептический тезис о «глючности» ИИ основывается на неверном предположении о том, что инженерные системы должны быть полностью детерминированы. Все научные модели, от физических до экономических, по сути своей вероятностны и требуют понимания их ограничений [2]. Даже решения человека-эксперта характеризуются ошибками, связанными с когнитивными ограничениями.

Таким образом, вероятностная природа ИИ не является его уникальным или порочащим свойством. ИИ следует рассматривать как научный инструмент, аналогичный сложным измерительным приборам. Ключевая задача — развитие метрологии искусственного интеллекта, то есть создание стандартизированных методов и метрик для оценки его точности, надёжности и воспроизводимости. Только так можно научиться правильно пользоваться этим мощным инструментом и интегрировать его выводы в инженерную практику.

2. Проблема «чёрного ящика».

Проблема чёрного ящика существует во всех сложных системах. Инженерные системы высокой сложности — фильтры Калмана, адаптивные регуляторы, крупные модели компьютерной инженерии для прогнозирования поведения систем — также обладают ограниченной интерпретируемостью, однако широко используются благодаря развитым методам валидации [3]. Военные, авиация, медицина уже десятилетиями живут с системами, которые не идеально объяснимы, но проходят сертификацию, тесты, стендовые испытания [4].

Для понимания границ доверия к ИИ полезно знать его краткие основы. Нейронные сети — это математические модели, обучаемые на данных, а не программируемые явно. Ключевые алгоритмы искусственного интеллекта, такие как методы глубокого обучения (Deep Learning) активно задействованы в задачах поиска закономерностей и аппроксимации в многомерных пространствах. Однако доверять им можно не везде. Они надежны в задачах интерполяции (прогноза внутри диапазона обучающих данных), но часто ненадежны при экстраполяции (прогнозе за пределами известных данных). Численными критериями истинности служат метрики системы, например, вероятность обнаружения P_d , доля ложных срабатываний FAR, PR-кривая, а также оценка неопределённости выдаваемого моделью прогноза [5]. Таким образом, ИИ превращается в контролируемый инструмент с инженерной обоснованностью применимости.

3. Дипфейки как индикатор зрелости.

Высокое качество дипфейков нередко рассматривается как аргумент против технологий ИИ. Однако научно корректная трактовка иная: неотличимость синтетических медиа свидетельствует о зрелости генеративных моделей и способности к точному восстановлению сложных распределений данных [1].

В инженерных задачах дипфейковые технологии используются позитивно:

- генерация синтетических данных для обучения систем компьютерного зрения;
- ускорение моделирования редких событий;
- повышение устойчивости алгоритмов к шумам и вариативности.

Инженерные риски связаны не с самим ИИ, а с отсутствием:

- инфраструктуры цифровой аутентификации,
- обязательных меток синтетического контента,
- средств автоматического детектирования подделок [6].

Таким образом, существуют области, где полная или частичная передача полномочий ИИ недопустима или требует максимального контроля:

- **Недопустимо:** Принятие финальных юридических решений (суды, санкции), постановка медицинских диагнозов, автономное боевое применение, распределение государственных льгот и выплат без человеческого надзора.
- **Требует жёсткого контроля:** Управление критической инфраструктурой, кредитный скоринг, системы безопасности.

Во всех этих случаях ИИ может выступать только как система поддержки принятия решений (Decision Support System), предоставляющая человеку аналитическую справку, варианты действий и их вероятные последствия. Финальное решение (Decision Making) и ответственность всегда остаются за специалистом.

Напротив, в рутинных, аналитических и вычислительных задачах, например, при проектировании сложных технических систем ИИ демонстрирует превосходство над традиционными методами.

И здесь важным практическим принципом является доверие к ИИ. Привлекать искусственный интеллект к решению научных и инженерных задач целесообразно только в тех областях, где специалисты сами обладают глубокими экспертными знаниями. В этом случае ИИ выступает как «сильный помощник», который не заменяет экспертизу, а ускоряет работу, беря на себя рутинный анализ, многовариантные расчеты и обработку больших данных. Если же эксперт не способен критически оценить вывод модели, её применение становится рискованным.

Отдельным требованием для применения этих инструментов в оборонно-промышленном комплексе и других чувствительных областях является создание закрытой ИИ-сети.

4. Требования к закрытым ИИ-системам.

Её основная цель — обеспечение полного суверенного контроля над данными, алгоритмами и вычислительными ресурсами, абсолютно исключив внешние утечки информации и несанкционированное вмешательство.

Ключевые принципы и архитектурные пути создания такой защищенной инфраструктуры включают:

1. **Физическая и логическая изоляция.** Развертывание на выделенных серверах и суперкомпьютерах с ограниченным физическим доступом, не имеющих прямого подключения к публичным сетям, включая Интернет. Использование защищенных каналов связи и выделенных сегментов сети для обмена данными между утвержденными объектами.

2. **Минимальный и верифицируемый программный набор.** Приоритетное использование операционных систем и сред выполнения с открытым исходным кодом, позволяющих проводить полный аудит безопасности и исключать недеklarированные возможности. Разработка, дообучение и использование собственных или верифицированных сторонних моделей, прошедших сертификацию.
3. **Суверенный технологический стек.** Создание и использование отечественных моделей для машинного обучения, библиотек для обработки данных и вычислительных платформ, что минимизирует зависимость от иностранного программного обеспечения и скрытых уязвимостей.
4. **Сквозное шифрование и защита данных.** Все данные, используемые для обучения и эксплуатации моделей, должны храниться и обрабатываться в зашифрованном виде. Реализуется строгая система управления доступом и детальное логирование всех действий пользователей и самой ИИ-системы.
5. **Регулярный аудит и сертификация.** Проведение обязательных регулярных проверок безопасности, а также сертификация системы и моделей в соответствии с требованиями регуляторов в области защиты государственной тайны и критической информационной инфраструктуры (КИИ).

Таким образом, закрытая ИИ-сеть превращается не просто в инструмент, а в стратегический актив, безопасность и управляемость которого не уступает традиционным сложным инженерным системам, применяемым в ОПК. Это позволяет использовать все преимущества искусственного интеллекта для решения критически важных задач без компромиссов в вопросах национальной безопасности.

Чтобы наглядно увидеть, как эти принципы работают на практике, перейдем к инженерным проектам.

4.1. Опыт применения ИИ.

Успешная апробация ИИ-подхода была проведена авторами при разработке новой технологии [7] и создании передовых систем радиолокации и связи. В частности, для проектирования распределённых стохастических мобильных АФАР на основе роя БПЛА и МКА [8], [9] был задействован специализированный ИИ-ассистент, построенный на архитектуре ChatGPT, который доказал свою высокую эффективность в решении комплексных инженерных задач.

Привлечение ИИ-ассистента позволило ускорить исследовательскую работу примерно на 80% за счет распределения задач между человеком-экспертом и искусственным интеллектом. Наиболее эффективно ИИ проявил себя в следующих операциях:

- проведение первичного аналитического обзора статуса проблемы и патентного поиска;
- выполнение отдельных рутинных операций в процессе инженерных расчетов и параметрических исследований;
- отладка кодов для построения сложных графиков, диаграмм и таблиц;
- автоматическое форматирование технической документации и формирование библиографических ссылок.

Такой симбиоз человеческой экспертизы и машинной эффективности подтвердил тезис о том, что ИИ выступает не как замена инженеру, а как мощный инструмент-мультипликатор, освобождающий специалиста для решения творческих и концептуальных задач.

5. ИИ-оптимизация проекта.

Давайте теперь применим эти знания для ИИ-оптимизации сложного инженерного проекта.

Современный цикл проектирования генерирует терабайты данных: от моделей и чертежей до телеметрии и отчетов. Опыт применения показал, что ИИ-системы эффективно автоматически выявляют аномалии и скрытые паттерны, неочевидные для человека, коррелируют события из разных источников данных, предоставляют инженеру не «сырые» данные, а готовый отчет с выделенными проблемными зонами.

Это позволяет существенно расширить возможности традиционных подходов к оптимизации, обеспечивая комплексный анализ многопараметрических систем и выявление нетривиальных зависимостей.

В качестве примера демонстрации эффективности ИИ-подхода была выбрана задача оптимизации гиросtabilизированного подвеса оптико-электронной системы (ОЭС) класса МОЭС [10].

Модуль ОЭС (Рис. 1) включает несколько независимых каналов: телевизионный, тепловизионный (ИК), лазерный дальномер-целеуказатель и сопутствующие оптические и навигационные датчики. Внешняя рама обеспечивает жёсткость крепления и передачу нагрузок на привод стабилизации. Геометрия подвеса, массо-габаритные параметры и распределение оптических каналов напрямую определяют динамику системы и качество стабилизации линии визирования σ_{LOS} . Именно этот узел служит базовым объектом для проведения MDAO-оптимизации, анализа жёсткости k , редукции G и определения рабочих точек системы стабилизации.

Это пример сложной междисциплинарной задачи, где необходимо одновременно учитывать:

- механическую прочность конструкции;
- динамику системы стабилизации;
- тепловые режимы работы;
- электромагнитную совместимость.



Рис. 1. Оптико-электронная системы класса МОЭС

Fig. 1. Optical-electronic system of the MOES class

Традиционные методы оптимизации сталкиваются с экспоненциальным ростом вычислительной сложности при учёте всех перечисленных факторов, ИИ-подход позволяет существенно сократить время расчётов.

В контексте междисциплинарной оптимизации (MDAO) [11] искусственный интеллект выступает ключевым инструментом, позволяющим эффективно исследовать сложные пространства параметров и находить глобально оптимальные решения.

5.1. Этапы участия ИИ в проектировании.

Многоэтапное вовлечение искусственного интеллекта в процесс проектирования по следующей схеме:

1. **Первичный анализ ТТЗ** – формализация требований технического задания и идентификация ключевых ограничений и критериев оптимизации. ИИ-система анализирует взаимосвязи между требованиями и предлагает приоритетные направления для оптимизации.
2. **Формирование стартового набора конфигураций** – генерация репрезентативной выборки исходных точек в пространстве параметров для начала оптимизационного процесса с использованием методов латинского гиперкуба и других стратегий планирования экспериментов.
3. **Построение карты чувствительности** – определение степени влияния различных параметров (жёсткости траверсы, передаточного числа редуктора) на итоговые характеристики системы (стабильность линии визирования, массу, мощность).
4. **Итерационная оптимизация** – циклический процесс улучшения конструкции с интеллектуальным выбором направлений для последующих итераций на основе алгоритмов Байесовой оптимизации и методов машинного обучения.
5. **Верификация результатов** – проверка оптимальных решений методами точного моделирования и формирование итоговых рекомендаций с оценкой устойчивости решения к вариациям параметров.

Такой многоэтапный подход позволил системно применить методы ИИ на всех стадиях проектирования, обеспечивая не только ускорение вычислений, но и более глубокое понимание физики работы системы, выявление нетривиальных зависимостей между параметрами конструкции и выходными характеристиками стабилизационного узла.

5.2. ИИ-анализ требований и согласованности документации.

Инженеры тратят недели на сверку тысяч страниц технических заданий (ТЗ), спецификаций и интерфейсных документов. ИИ-ассистент (например, системы класса ReqBot [3]) за часы проводит полный анализ, выявляя:

- Противоречия в требованиях (например, «масса ≤ 7 кг» в одном документе и « ≤ 8.5 кг» в другом).
- Несогласованные единицы измерения или диапазоны.
- Неупомянутые или дублирующиеся требования.

Результат: Снижение количества дорогостоящих исправительных заказов на поздних стадиях проекта на 25–35%. Сокращаются трудозатраты на анализ документации и повышается полнота проверки согласованности требований.

Еще одним стратегическим применением ИИ является создание базы данных на основе знаний старой инженерной школы. Накопленный десятилетиями опыт, содержащийся в технических отчетах, чертежах и патентах, часто остается неструктурированным и труднодоступным. ИИ-системы способны проанализировать эти массивы данных, извлечь инженерные принципы, типовые решения и выявленные в прошлом проблемы. Это создает мощную базу знаний для обучения закрытых ИИ-систем проектирования и нового поколения инженеров, которые будут работать не с нуля, а опираясь на оцифрованный опыт предшественников, усиленный возможностями ИИ для анализа и синтеза.

6. Мультидисциплинарная оптимизация (MDAO).

Следующий этап это оптимизация в пространстве параметров жёсткости траверсы k и передаточного числа редуктора G , с оценкой массы узла, пиковой потребляемой мощности и динамической стабильности линии визирования σ_{LOS} (мкрад, RMS).

Полученные данные систематизированы в виде трех рисунков и одной сводной таблицы. На рисунках 2–4 показаны карта чувствительности $\sigma_{LOS}(k, G)$, Pareto-фронт массогабаритных и энергетических характеристик, а также эволюция решения по итерациям MDAO. В табл. 1 приведено сравнение ключевых параметров до внедрения ИИ и после применения MDAO.

Таблица 1. Сравнение параметров

Table 1. Comparison of parameters

Параметр	До ИИ	После ИИ+MDAO
Жёсткость траверсы, k , кН/мм	≈ 85	≈ 120
Передаточное число, G	≈ 110	≈ 60
Стабильность ЛВ, σ_{LOS} , мкрад	≈ 71	≈ 60
Масса узла, кг	$\approx 7,3$	$\approx 7,4$
Пик. мощность, Вт	≈ 85	$\approx 80-85$
Соотв. ограничениям ТТЗ	На границе	Полное выполнение с запасом

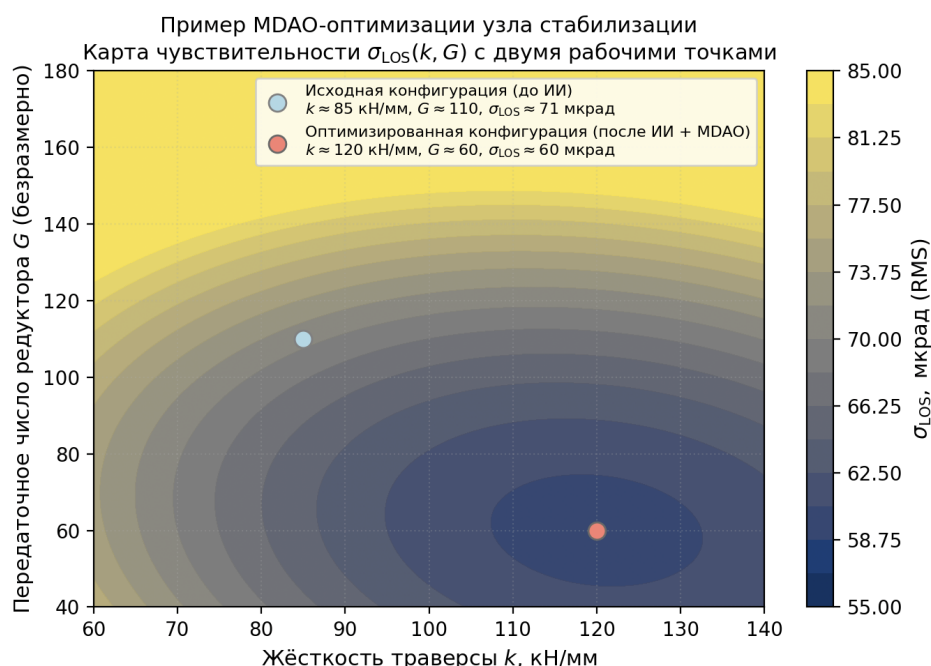


Рис. 2. Карта чувствительности стабильности линии визирования σ_{LOS} гиросtabilизированного узла в пространстве параметров жёсткости траверсы k и передаточного числа редуктора G . Показаны исходная (до ИИ) и оптимизированная (после ИИ + MDAO) конфигурации

Fig. 2. Line-of-sight stability sensitivity map σ_{LOS} of a gyrostabilized unit in the parameter space of the crosshead stiffness k and the gear ratio of the gearbox G . The initial (before AI) and optimized (after AI + MDAO) configurations are shown

6.1. Карта чувствительности $\sigma_{LOS}(k, G)$.

На Рис. 2 представлена карта чувствительности стабильности линии визирования σ_{LOS} в пространстве параметров «жёсткость траверсы k — передаточное число редуктора G ». Цветовая заливка отображает значения σ_{LOS} в диапазоне от 45 до 85 мкрад. Из рисунка видно, что выход из области высоких редукций при относительно мягкой траверсе и переход в зону большей жёсткости k при умеренном передаточном числе G приводит к устойчивому снижению σ_{LOS} .

ИИ-инструменты позволили быстро выявить область оптимальности в многомерном пространстве параметров. Это напрямую влияет на ключевые статистические показатели качества работы алгоритмов автоматического обнаружения цели.

6.2. Pareto-фронт характеристик системы.

На рис. 3 приведён Pareto-фронт зависимости массогабаритных и энергетических характеристик гиросtabilизированного узла от достигнутой стабильности σ_{LOS} .

По оси абсцисс отложена достигнутая стабильность σ_{LOS} (мкрад, RMS), по левой оси ординат — масса узла, по правой оси ординат — пиковая потребляемая мощность.

Точками обозначен Pareto-фронт по массе, квадратами — Pareto-фронт по пиковой мощности.

Пунктирные линии отражают ограничения технического задания по массе и пиковой мощности.

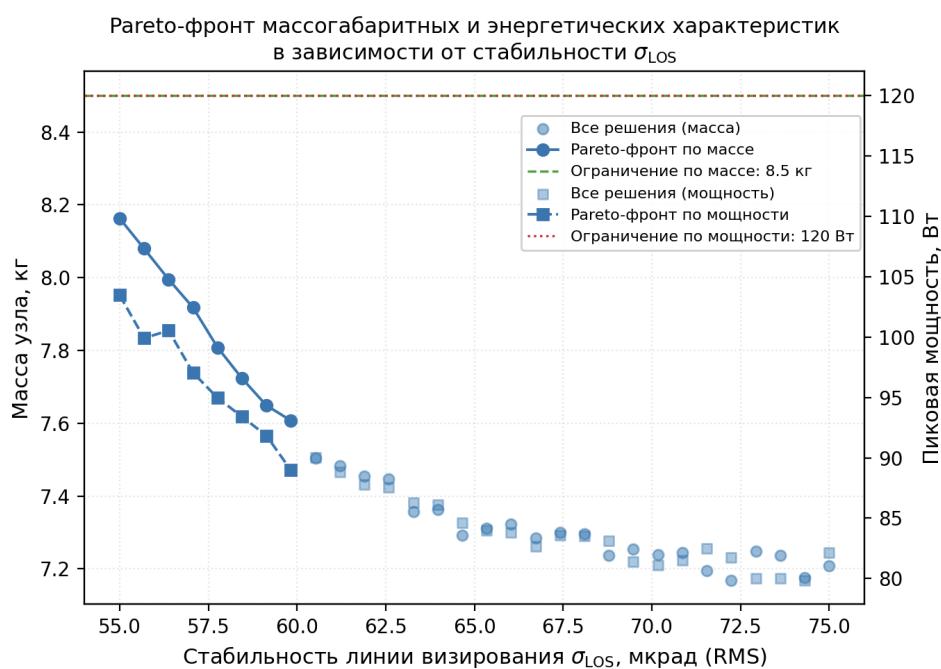


Рис. 3. Pareto-фронт массогабаритных и энергетических характеристик гиросtabilизированного узла в зависимости от стабильности линии визирования σ_{LOS}

Fig. 3. Pareto front of the mass-dimensional and energy characteristics of a gyrostabilized unit depending on the stability of the line of sight σ_{LOS} .

Из рис. 3 видно, что снижение σ_{LOS} до уровня ≈ 60 мкрад приводит к умеренному увеличению массы (до $\approx 7,4$ кг) и пиковой мощности (до ≈ 85 –90 Вт) при сохранении всех ограничений по ТТЗ.

Дальнейшее улучшение стабилизации сопровождается резким ростом массы и энергопотребления и становится инженерно нецелесообразным.

Таким образом, диапазон $\sigma_{LOS} \approx 55\text{--}65$ мкрад является оптимальным с точки зрения компромисса между качеством стабилизации и ресурсными затратами.

6.3. Эволюция решения по итерациям MDAO.

На Рис. 4 представлена динамика изменения целевых показателей в процессе мультидисциплинарной оптимизации (MDAO) по итерациям.

По оси абсцисс отложен номер итерации, по левой оси ординат показана стабильность линии визирования σ_{LOS} (мкрад, RMS), по правым осям — пиковая потребляемая мощность (Вт) и масса узла (кг). Горизонтальные линии задают ограничения по массе и мощности, вертикальной линией выделена итерация выбранного компромиссного решения.

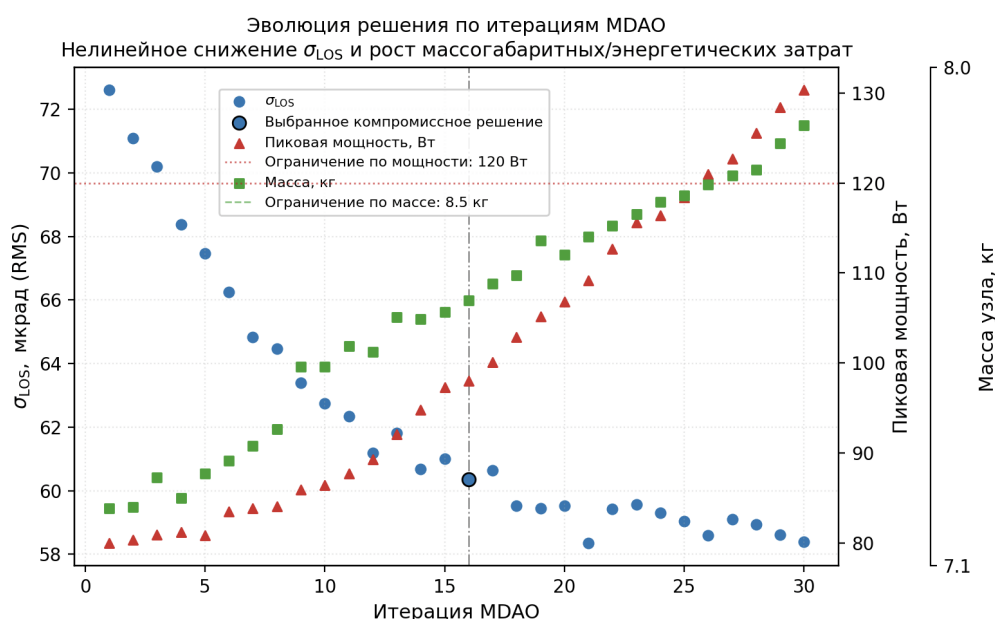


Рис. 4. Эволюция решения по итерациям MDAO. По оси абсцисс отложен номер итерации, по левой оси ординат — стабильность линии визирования σ_{LOS} (мкрад, RMS), по правым осям — пиковая мощность (Вт) и масса узла (кг). Горизонтальными линиями показаны ограничения по массе и мощности

Fig. 4. Evolution of the solution over MDAO iterations. The abscissa axis shows the iteration number, the left ordinate axis shows the line-of-sight stability σ_{LOS} (μrad , RMS), and the right axes show the peak power (W) and node mass (kg). The horizontal lines indicate mass and power constraints

Из Рис. 4 видно, что по мере работы оптимизатора σ_{LOS} монотонно снижается с исходных значений порядка 70–75 мкрад до ≈ 60 мкрад, при этом масса узла увеличивается до $\approx 7,4$ кг, а пиковая мощность — до ≈ 85 Вт, оставаясь ниже лимита 120 Вт.

Выбранное компромиссное решение соответствует итерации, в которой достигается существенное улучшение стабилизации без выхода за пределы ресурсных ограничений.

Для наглядности в Табл. 1 приведено сравнение ключевых параметров исходной конфигурации (до применения ИИ и MDAO) и оптимизированного решения, полученного по результатам MDAO.

Совместный анализ Рис. 2–4 и Табл. 1 показывает, что применение ИИ и MDAO позволяет:

- осознанно изменить конструктивные параметры (k, G) , выйдя из субоптимальной области;
- улучшить стабильность линии визирования с ~ 71 до ~ 60 мкрад при ограниченном росте массы и пиковой мощности;
- обеспечить выполнение требований ТТЗ с дополнительным запасом по энергопотреблению.

Во всех случаях видно, что оптимальное инженерное решение находится примерно в области

$$\sigma_{\text{LOS}} \approx 60 \text{ мкрад (RMS)},$$

при массе узла порядка 7,4 кг и пиковой мощности около 80–85 Вт, что соответствует ограничениям технического задания.

Таким образом, ИИ в связке с MDAO выступает не как «чёрный ящик», принимающий решения за инженера, а как инструмент ускоренного поиска и обоснования оптимального инженерного компромисса.

Заключение.

Аргументы скептиков в отношении ИИ, будучи важными сигналами о реальных рисках, при ближайшем рассмотрении оказываются не доводами для запрета, а чётко сформулированными требованиями к формированию новой инженерной методологии. Как и любой научный инструмент, искусственный интеллект обладает вероятностной природой, что требует развития его **метрологии** — стандартизированных подходов к оценке точности, надёжности и воспроизводимости. Ключевой принцип его успешного применения — **доверять можно только в той области, где вы сами являетесь экспертом**. В этом случае ИИ становится «сильным помощником», способным ускорить решение рутинных и вычислительных задач на 70–80%, но не заменяющим критическое мышление инженера.

Для Российской Федерации актуальность интеграции ИИ в инженерные практики особенно высока. Мы находимся в начале этого пути, и современные отечественные решения ещё узки. Чтобы не отстать от глобального технологического тренда, начинать активную работу необходимо уже сейчас. Для этого требуется:

1. Создавать и апробировать отечественные ИИ-инструменты для конкретных инженерных задач, подобно рассмотренному примеру с MDAO-оптимизацией.
2. Развивать **закрытые ИИ-сети** для работ в оборонно-промышленном комплексе, основанные на минимальном и контролируемом аппаратно-программном наборе.
3. Разрабатывать нормативную базу и стандарты (российские аналоги ISO/IEC по ИИ), регламентирующие его применение.
4. Начать масштабную работу по **оцифровке знаний старой инженерной школы**, превращая накопленный опыт в структурированные базы данных для нового поколения специалистов.

Отказ от интеграции ИИ в инженерные практики в надежде «пересидеть» технологическую революцию является стратегической ошибкой. Страны и корпорации, уже сегодня массово внедряющие ИИ-инструменты, получают решающее преимущество в скорости, качестве и стоимости разработки. Инженер, вооружённый ИИ, не заменяется им, а усиливается, освобождаясь от рутины и получая возможность фокусироваться на творческих, нестандартных задачах.

Будущее инженерной отрасли принадлежит неразрывной связке «инженер + ИИ», обеспечивающей недостижимое ранее сочетание человеческой экспертизы, машинной скорости, точности и масштабируемости.

Список использованных источников

1. *Goodfellow I., Bengio Y., Courville A.* Deep Learning. MIT Press, 2016.
2. *Bishop C.* Pattern Recognition and Machine Learning. Springer, 2006.
3. INCOSE. Systems Engineering Handbook. 5th Edition, 2023.
4. ISO/IEC 23894:2023 Artificial Intelligence — Risk management.
5. *Rasmussen C., Williams C.* Gaussian Processes for Machine Learning. MIT Press, 2005.
6. ISO/IEC 22989:2022 Artificial Intelligence — Concepts.
7. *Бахия Т, Хамизов Р. Х., Бавижев М. Д., Конов М. А.* Влияние СВЧ-обработки клиноптилолита на его ионнообменные кинетические свойства // Сорбционные и хроматографические процессы. 2016. Т. 16. № 6. С. 803–812.
8. *Бавижев М. Д., Рахманов А. А.* Мобильная воздушная активная фазированная антенная решетка на базе роя БПЛА: концепция, моделирование и прототипирование // Научный Вестник ОПК России. 2025. № 4. С. 15–23.
9. *Рахманов А. А., Бавижев М. Д.* Распределенная АФАР с синтезированной стохастической апертурой на базе роя малых космических аппаратов // Известия РАН. 2025. № 4. С. 23–31.
10. Новости Российского рынка. Приборы и системы, 2013. <https://303421.selcdn.ru>
11. FMI Standard 3.0 — Functional Mock-up Interface. Modelica Association, 2022.

Поступила 05.01.2026; одобрена после рецензирования 05.02.2026; принята к публикации 12.02.2026.

Об авторах:

Бавижев Михаил Данильевич, доктор физико-математических наук, профессор, вице-президент, директор, Научно-исследовательский центр, Акционерное общество Научно-производственное предприятие «Радий» (Москва, Россия), лауреат Государственной премии РФ в области науки и техники, действительный член АМАН, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3074-5591>, SPIN-код: 9409-0418, Mbavizhev@mail.ru

Рахманов Александр Алексеевич, профессор, доктор технических наук, Советник генерального директора, Московский научно-исследовательский телевизионный институт (МНИТИ) (Москва, Россия), заслуженный деятель науки РФ, al.al.rakhmanov@gmail.com

Бавижев Заур Рамазанович, старший научный сотрудник, Акционерное общество Научно-производственное предприятие «Радий» (Москва, Россия), zu588@mail.ru

References

1. *Goodfellow I., Bengio Y., Courville A.* Deep Learning. MIT Press, 2016.
2. *Bishop C.* Pattern Recognition and Machine Learning. Springer, 2006.
3. INCOSE. Systems Engineering Handbook. 5th Edition, 2023.
4. ISO/IEC 23894:2023 Artificial Intelligence — Risk management.
5. *Rasmussen C., Williams C.* Gaussian Processes for Machine Learning. MIT Press, 2005.
6. ISO/IEC 22989:2022 Artificial Intelligence — Concepts.
7. *Bakhia Tamuna, Khamizov R. Kh., Bavizhev M. D., Konov M. A.* The effect of microwave treatment of clinoptilolite on its ion-exchange kinetic properties // Sorbtsionnye i Khromatograficheskie Protsessy. 2016. Vol. 16, No. 6. Pp. 803–812.



8. *Bavizhev M. D., Rakhmanov A. A.* Mobile aerial active phased array based on a swarm of UAVs: concept, modeling and prototyping // Scientific Bulletin of the Russian Defense Industry. 2025. No. 4. Pp. 15–23.
9. *Rakhmanov A. A., Bavizhev M. D.* Distributed active phased array antenna with synthesized stochastic aperture based on a swarm of small spacecraft // Izvestiâ Rossijskoj akademii raketnyh i artillerijskih nauk. 2025. Vol. 4. No. 139. Pp. 22–31.
10. News of the Russian market. Devices and systems, 2013. <https://303421.selcdn.ru>
11. FMI Standard 3.0 — Functional Mock-up Interface. Modelica Association, 2022.

Submitted 05.01.2026; approved after reviewing 05.02.2026; accepted for publication 12.02.2026.

About the authors:

Bavizhev Mikhail Danilevich, doctor of physical and mathematical sciences, professor, vice president, director of the Research center of the joint-stock company scientific and production enterprise "Rady" (Moscow, Russia), Laureate of the State Prize of the Russian Federation in Science and Technology, full member of IAAS, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3074-5591>, SPIN-код: 9409-0418, Mbavizhev@mail.ru

Rakhmanov Alexander Alekseevich, Professor, Doctor of Technical Sciences, Advisor to the General Director of the Moscow Scientific Research Television Institute (MNITI), Honored Scientist of the Russian Federation, al.al.rakhmanov@gmail.com

Bavizhev Zaur Ramazanovich, Senior Researcher, Joint Stock Company Scientific and Production Enterprise "Rady" (Moscow, Russia), zu588@mail.ru