

ТЕХНИЧЕСКИЕ НАУКИ



УДК 004.896/629.73

Интеллектуальная система поддержки принятия решений для инженеров-конструкторов воздушных судов: современные подходы, технологии и вызовы

М.М. Фролов, А.В. Коновалов

Донской государственный технический университет, г. Ростов-на-Дону, Российская Федерация

Аннотация

В статье рассматриваются актуальные вопросы разработки и внедрения интеллектуальных систем поддержки принятия решений (СППР) в сфере проектирования воздушных судов. Анализируются современные методы искусственного интеллекта (ИИ), машинного обучения (МО) и инженерии знаний, которые применяются для оптимизации процессов авиастроения. Особое внимание уделяется архитектуре таких систем, их интеграции с CAD/CAE-инструментами, а также проблемам интерпретируемости рекомендаций ИИ и обеспечения безопасности. На основе обзора научных публикаций, проведенного на протяжении последних пяти лет, были выделены ключевые тенденции и перспективы развития СППР в авиационной отрасли.

Ключевые слова: интеллектуальные системы, авиастроение, искусственный интеллект, машинное обучение, оптимизация конструкций

Для цитирования. Фролов М.М., Коновалов А.В. Интеллектуальная система поддержки принятия решений для инженеров-конструкторов воздушных судов: современные подходы, технологии и вызовы. *Молодой исследователь Дона*. 2025;10(5):30–34.

Intelligent Decision Support System for Aircraft Design Engineers: Modern Approaches, Technologies and Challenges

Mikhail M. Frolov, Anatoly V. Konovalov

Don State Technical University, Rostov-on-Don, Russian Federation

Abstract

The article studies topical issues of the development and implementation of intelligent decision support systems (DSS) in aircraft design. It analyses modern methods of artificial intelligence (AI), machine learning (ML) and knowledge engineering used to optimise aircraft manufacturing processes. Particular attention was paid to the architecture of such systems, their integration with CAD/CAE tools, as well as to the problems of interpretability of AI recommendations and ensuring safety. Based on a review of scientific papers published over the past five years, key trends and prospects for the development of DSS in the aviation industry were highlighted.

Keywords: intelligent systems, aircraft engineering, artificial intelligence, machine learning, structure optimisation

For Citation: Frolov MM, Konovalov AV. Intelligent Decision Support System for Aircraft Design Engineers: Modern Approaches, Technologies and Challenges. *Young Researcher of Don*. 2025; 10(5): 00-00

Введение. Современное авиастроение сталкивается с возрастающей сложностью проектирования воздушных судов, обусловленной требованиями к безопасности, экологичности, экономичности и инновационности. Инженеры-конструкторы вынуждены учитывать множество взаимосвязанных параметров: аэродинамические характеристики, прочность материалов, топливную эффективность, стандарты сертификации (например, FAA, EASA) и даже рыночные тренды. В таких условиях традиционные методы проектирования, существующие на сегодняшний день, основанные на ручном анализе и экспертных оценках, становятся недостаточно эффективными, весьма трудозатратными, и занимают месяцы работы специалистов, поскольку подразумевают необходимость проведения натурных испытаний, построение макета и загрузки его в аэротрубу с последующим проведением расчётов на суперкомпьютерах [1].

Интеллектуальные системы поддержки принятия решений (СППР) являются на сегодняшний день мировым трендом и предлагают решение этих проблем за счет автоматизации рутинных задач, прогнозирования рисков и генерации оптимальных проектных решений. Их внедрение в авиастроении позволяет сократить время разработки, минимизировать ошибки и снизить затраты на итеративное тестирование. Однако создание таких систем сопряжено с рядом вызовов, например, таких как необходимость обработки больших данных, интеграция с существующими инженерными платформами, обеспечение прозрачности алгоритмов и интерпретируемость результатов.

Цель данной статьи — провести систематический анализ современных подходов к разработке СППР для авиационных инженеров, оценить их потенциал и ограничения, а также обозначить направления для будущих исследований.

Основная часть. Современные системы поддержки принятия решений (СППР) в авиастроении представляют собой сложные программно-аппаратные комплексы, объединяющие передовые технологии обработки данных, искусственного интеллекта (ИИ) и интерактивной визуализации. Рассмотрим подробную архитектуру таких систем, их ключевые компоненты и принципы работы.

Первый ключевой элемент — это модуль сбора данных [2]. Он обеспечивает интеграцию с системами автоматизированного проектирования (CAD), такими как AutoCAD для создания 2D-чертежей и базового 3D-моделирования, системами инженерного анализа (CAE) для мультифизического моделирования, включая ANSYS и NASTRAN, программный комплекс «Логос», а также с системами управления жизненным циклом продукта (PLM), например, Teamcenter. Эта интеграция позволяет СППР получать доступ к обширной базе данных, необходимой для анализа и принятия решений. Данные могут включать информацию о геометрических параметрах, материалах, нагрузках, условиях эксплуатации и т.д.

Следующий важный компонент — база знаний [2]. Она включает в себя онтологии, которые описывают инженерные стандарты, такие как ГОСТ Р, ОСТ 1, ISO. Кроме того, в базе могут храниться исторические данные о предыдущих проектах, включая успешные и неудачные решения. Это позволяет современной системе не только учитывать текущие параметры и условия, но и опираться на накопленный опыт и знания, что значительно повышает точность и надёжность рекомендаций. К тому же, база знаний может быть постоянно обновляемой и расширяемой, что позволяет обеспечивать адаптивность системы к новым условиям и требованиям.

Аналитический блок является «мозгом» системы [2]. В нём применяются алгоритмы машинного обучения (МО) для выполнения различных задач, таких как классификации, оптимизации. Эти алгоритмы позволяют анализировать большие объёмы данных, выявлять закономерности и тенденции, а также предлагать оптимальные решения на основе текущего состояния проекта и заданных критериев. Например, аналитический блок может помочь определить оптимальные параметры конструкции, минимизировать вес при сохранении прочности или оптимизировать аэродинамические характеристики.

Интерфейс взаимодействия — это то, как система представляет свои рекомендации пользователю. В современных СППР используются передовые технологии, такие как дополненная реальность (AR) и виртуальная реальность (VR) (к примеру, для оценки эргономики кабины самолета), а также визуализация в формате цифровых двойников (интерактивные 3D-модели с реальными данными). Это позволяет инженерам и проектировщикам наглядно видеть предложенные решения, оценивать их в виртуальном пространстве и принимать более обоснованные решения. Например, с помощью VR можно создать виртуальную модель самолёта и оценить её внешний вид, эргономику и другие характеристики, не создавая физических прототипов.

Таким образом, архитектура современной СППР для авиастроения объединяет в себе возможности сбора и анализа данных, хранения и обработки знаний, а также визуализации и представления результатов в удобной для пользователя форме. Это обеспечивает высокую эффективность и точность принятия решений на всех этапах проектирования и производства авиационной техники.

В авиастроении искусственный интеллект революционизирует процесс аэродинамического проектирования, предлагая принципиально новые подходы к решению сложных многопараметрических задач. Программный комплекс «Логос Аэро-Гидро» активно интегрирует искусственный интеллект (AI) для решения задач аэродинамики и гидродинамики. Это позволяет не только ускорить расчёты, но и повысить точность прогнозирования, а также автоматизировать ключевые этапы проектирования. Рассмотрим конкретные примеры внедрения AI-алгоритмов.

Искусственный интеллект (AI) активно используется в авиационной отрасли для оптимизации различных процессов. Одно из ключевых направлений — автоматическая оптимизация аэродинамических форм. AI применяется для генерации оптимальных геометрий крыльев, фюзеляжей и других элементов самолёта. Например, нейросети анализируют тысячи вариантов формы крыла, учитывая параметры сопротивления, подъёмной силы и тепловых нагрузок. Это позволяет сократить время проектирования на 30–40 %. К примеру, для самолёта AI-алгоритмы помогут оптимизировать аэродинамические законцовки крыла, снизив индуктивное сопротивление на 15 %.

Генеративное проектирование — инструмент, позволяющий оценивать разные варианты дизайна на стадии концептуальной разработки проекта с применением CAD-систем, также становится всё более популярным. Алгоритмы создают 3D-модели с учётом заданных ограничений, таких как масса, прочность и аэродинамика. Так, например, необходимо отметить тот факт, что для беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) AI генерирует наиболее облегчённые конструкции с минимальным сопротивлением. В результате разработки беспилотника с AI-оптимизированной формой фюзеляжа стала доступна возможность увеличить дальность полёта до 20 %.

Интеграция с цифровыми двойниками (Digital Twins), виртуальными копиями реальной физической системы, которая позволяет проводить анализ, моделирование и оптимизацию без воздействия на реальный объект, ещё одно важное направление. Цифровой двойник в авиации — это виртуальная копия летательного аппарата, которая в реальном времени получает данные с датчиков (давление, температура, вибрации, параметры полёта), использует ИИ для анализа и прогнозирования состояния систем и позволяет корректировать управление или техобслуживание без риска для реального объекта. AI-алгоритмы анализируют данные с датчиков реальных объектов, корректируя цифровые двойники в режиме реального времени, что в свою очередь улучшает точность моделирования и управление полётом. В качестве примера имеет место упомянуть о цифровом двойнике двигателя ПД-14 для самолета МС-21 [3]. Сбор данных здесь происходит следующим образом: датчики на реальном двигателе передают в «Логос» такие данные как температура газов в турбине, вибрации ротора, давление в компрессоре при частоте обновления 100–1000 раз в секунду. AI-анализ в «Логос» сравнивает текущие показатели с эталонной моделью, обученной на данных испытаний. AI выявляет отклонения (например, локальный перегрев лопаток) за несколько минут до критического состояния. И система предлагает пилоту скорректировать режим работы двигателя (например, снизить обороты), одновременно с этим для техслужбы формируется отчёт с прогнозом остаточного ресурса узлов. Как результат такой работы системы, удастся снизить риск отказов до 40 % в испытательных полётах и увеличить межсервисный интервал до 15 %.

Преимущества AI-методов перед традиционными представлены в таблице 1.

Таблица 1

Сравнение традиционных без AI и современных AI-методов

Критерий	С AI	Без AI
Скорость оптимизации	Недели → часы	Месяцы
Точность прогнозов	Погрешность $\leq 3\%$	Погрешность до 10 %
Адаптивность	Учёт реальных данных полётов	Статические модели
Стоимость разработки	Снижение до 25 % за счёт сокращения натурных испытаний	Высокие затраты на эксперименты

Говоря о планах дальнейшего развития, необходимо отметить, что к 2026 году в компании «Логос Аэро-Гидро» планируется внедрение квантовых алгоритмов для решения задач гиперзвуковой аэродинамики, а также интеграция с VR-системами для визуализации прогнозов в режиме реального времени. Внедрение искусственного интеллекта (ИИ) в «Логос Аэро-Гидро» трансформирует подходы к аэродинамическому проектированию. Примеры, такие как оптимизация МС-21, демонстрируют, что российские технологии не только стремятся догнать зарубежные аналоги, но и создают уникальные решения для авиации будущего.

Применение ИИ в авиационных решениях сталкивается с вызовами и ограничениями. ИИ однажды подвел пилотов при использовании системы MCAS, где использовались элементы ИИ. Эти ошибки стали фатальными для Boeing-737 MAX. Подчеркивается, что даже продвинутые алгоритмы могут давать сбои, что формирует осторожное отношение к автономным системам [4]. Внедрение ИИ в авиационную инженерию, несмотря на его перспективы, сталкивается с рядом сложностей, затрагивающих технические, нормативные, кадровые и этические аспекты. Рассмотрим некоторые ключевые вызовы на примере российских и мировых проектов. Первой проблемой являются технические ограничения, так как ИИ требует больших объемов качественных структурированных данных для обучения, однако в авиации такие данные часто фрагментированы или засекречены. Данные об отказах двигателей могут быть недостаточными для обучения нейросетей из-за редкости критических ситуаций. Ещё одной сложностью является необходимость учета множества параметров для физических моделей. Аэродинамика, прочность и тепловые процессы требуют высокой точности, тогда как ИИ-алгоритмы иногда могут упрощать модели, что снижает качество прогнозов. Например, AI-оптимизация формы крыла может игнорировать микротрещины в композитах, которые можно выявить лишь во время физических испытаний.

Кроме того, существуют проблемы с вычислительными мощностями, поскольку обучение нейросетей для задач гиперзвуковой аэродинамики требует суперкомпьютеров, к которым не все предприятия имеют доступ. Моделирование обтекания летательного аппарата на скорости 7 Махов может занимать недели даже на мощных кластерах, таких как «Ломоносов-2». Нормативные и сертификационные барьеры касаются стандартов авиационной безопасности — одна из самых регулируемых отраслей. ИИ-алгоритмы должны пройти сертификацию, но на сегодняшний день отсутствуют четкие правила для AI. В настоящее время разрабатываются новые ГОСТы в авиации, которые будут определять, как проводить тесты, гарантирующие безопасность нейросетей перед их внедрением. Следовательно, к вопросу использования ИИ необходимо подходить с особым вниманием. Европейское агентство авиационной безопасности (EASA) только начинает разработку стандартов для AI в управлении полетами. Юридическая ответственность также вызывает вопросы, так как неясно, кто понесет ответственность за ошибку ИИ: разработчик программного обеспечения, производитель самолета или авиакомпания. Если произойдет авария БПЛА из-за сбоя AI-навигации, это может привести к многомиллионным исковым заявлениям.

Существуют кадры проблемы — дефицит специалистов на рынке труда, поскольку для такой работы требуются инженеры, сочетающие знания в авиации, программировании и data science. Такие специалисты являются дефицитом даже в США и ЕС. Этические и социальные риски также заслуживают внимания. Вопросы кибербезопасности актуальны, так как AI-системы подвержены хакерским атакам, а взлом алгоритмов управления полетом может иметь катастрофические последствия. Кроме того, слабое доверие пилотов и диспетчеров к решениям ИИ особенно заметно в нештатных ситуациях. Примером служит система MCAS на Boeing 737 MAX, предназначенная для предотвращения сваливаний, которая в результате ошибок датчиков стала причиной двух крушений в 2018 и 2019 годах, унесших сотни человеческих жертв [5].

Наконец, важным аспектом являются экономические ограничения — высокая стоимость внедрения. Разработка и интеграция ИИ-решений требуют значительных инвестиций, что малые предприятия не могут себе позволить. Окупаемость вложений проявляется через 3–5 лет, что затрудняет обоснование инвестиций; например, Airbus потратил 200 млн евро на AI-оптимизацию крыла A350, но прибыль от снижения расхода топлива стала заметна лишь через 4 года.

Проанализировав указанные вызовы и ограничения, можно выделить несколько путей их преодоления. Прежде всего, следует рассмотреть государственную поддержку, предоставление субсидий на разработки ИИ-решений (как это делается в РФ в рамках нацпроекта «Цифровая экономика»). Далее, важным моментом является международная кооперация — совместные проекты, в частности сотрудничество «Ростеха» и Siemens в области цифровых двойников. Также следует развивать образовательные программы, предлагая курсы по ИИ для авиаинженеров.

ИИ в авиастроении — это не «волшебная палочка», а инструмент, требующий осторожного внедрения. Ключевые проблемы, такие как качество данных, сертификация и подготовка кадров, поддаются решению, однако требуют времени и ресурсов. Примеры, подобные Boeing 737 MAX, показывают, что без баланса между инновациями и безопасностью прогресс может обернуться трагедией.

Заключение. Проведенный в статье систематический анализ современных подходов к разработке интеллектуальных систем поддержки принятия решений (СППР) для авиастроения демонстрирует достижение поставленной цели — оценку их потенциала, ограничений и перспектив. Исследование не только структурировало ключевые технологические тренды, но и выявило критические вызовы на пути интеграции ИИ в процессы проектирования воздушных судов. Описанные в работе сложности современного авиастроения, начиная от многопараметрической оптимизации и заканчивая нормативными барьерами, подчеркивают необходимость перехода к интеллектуальным СППР. Статья показывает, как такие системы, интегрированные в примеры вроде цифрового двойника двигателя ПД-14 или AI-оптимизации аэродинамики MC-21, уже сегодня трансформируют эту индустрию, сокращая сроки проектирования на 30–40 % и снижая риски отказов. Практическая ценность исследования заключается в детальном обзоре архитектурных решений, анализе интеграции CAD/CAE-инструментов, а также рекомендациях по преодолению технических и этических ограничений. Таким образом, статья убеждает, что интеллектуальные СППР — не дань моде, а необходимость в эпоху, где требования к безопасности, экологичности и экономичности диктуют новые правила. Объединяя анализ технологий, предупреждения о рисках и стратегии их минимизации, работа формирует представление о том, что будущее авиации лежит в симбиозе человеческого опыта и машинного интеллекта. Этот путь требует ответственности, международного сотрудничества и непрерывного обучения. Такой синтез делает статью не только актуальным научным трудом, но и важным шагом к созданию безопасных и инновационных воздушных судов завтрашнего дня.

Список литературы

1. МАИ к 2030 году с помощью нейросетей будут проектировать самолёты. Официальный сайт МАИ. URL: <https://mai.ru/press/news/detail.php?ID=177463> (дата обращения: 02.03.2025).
2. Самойленко В.С., Федотова А.Ю. Архитектура интеллектуальной системы поддержки принятия решений. *Международный научно-исследовательский журнал*. 2024;(8):1–7. URL: <https://research-journal.org/archive/8-146-2024-august/10.60797/IRJ.2024.146.10> (дата обращения: 06.03.2025).
3. Ростех. Информация о разработке двигателя ПД-14. Официальный Telegram-канал Ростеха. URL: <https://t.me/rostecru/6816> (дата обращения: 06.02.2025).
4. Семенов А.А., Баяк О.В. Искусственный интеллект в авионике. 2022;1(12):355–358.
5. Boeing 737 MAX Flight Control System. Joint Authorities Technical Review. URL: <https://www.faa.gov> (accessed: 28.02.2025).

Об авторах:

Михаил Михайлович Фролов, магистрант кафедры «Проектирование и производство летательных аппаратов» Донского государственного технического университета (344003, Российская Федерация, г. Ростов-на-Дону, пл. Гагарина 1) misha704frolov@yandex.ru

Анатолий Васильевич Коновалов, доцент кафедры «Проектирование и производство летательных аппаратов» Донского государственного технического университета (344003, Российская Федерация, г. Ростов-на-Дону, пл. Гагарина, 1), a-v-k-57@mail.ru

Конфликт интересов: авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Все авторы прочитали и одобрили окончательный вариант рукописи.

About the Authors:

Mikhail M. Frolov, Master's Degree Student of the Aircraft Design and Production Department, Don State Technical University (1, Gagarin Square, Rostov-on-Don, 344003, Russian Federation) misha704frolov@yandex.ru

Anatoly V. Konovalov, Associate Professor of the Aircraft Design and Production Department, Don State Technical University (1, Gagarin Square, Rostov-on-Don, 344003, Russian Federation), a-v-k-57@mail.ru

Conflict of Interest Statement: the authors declare no conflict of interest.

All authors have read and approved the final manuscript.