



Научная статья

УДК 004.9:629.7.064.8

URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=187458>

EDN: <https://www.elibrary.ru/KBDJPT>

ПРИМЕНЕНИЕ ОБЛАЧНЫХ И ТУМАННЫХ ВЫЧИСЛЕНИЙ ДЛЯ ОБРАБОТКИ ДАННЫХ НА БОРТУ ВОЗДУШНЫХ СУДОВ

Е.В. Глушак✉, Д.С. Ключев

Поволжский государственный университет телекоммуникаций и информатики,
г. Самара, Россия

✉ evglushak@yandex.ru

Цитирование: Глушак Е.В., Ключев Д.С. Применение облачных и туманных вычислений для обработки данных на борту воздушных судов //Труды МАИ. 2026. № 146. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=187458>

Аннотация. В настоящей статье рассматривается интеграция технологий Интернета вещей, туманных и облачных вычислений для мониторинга и прогнозирования технического состояния воздушных судов. Разработана математическая модель, описывающая процессы сбора, предобработки и анализа данных с бортовых сенсоров. Построены алгоритмы расчёта интегрального индекса деградации, вероятности отказа, остаточного ресурса компонентов, а также прогнозирования сроков технического обслуживания. Предложена архитектура распределённой системы, в которой туманные узлы выполняют локальную фильтрацию и первичный анализ данных, а облачные платформы осуществляют долгосрочную аналитическую обработку и оптимизацию графиков обслуживания. Проведено моделирование процессов деградации оборудования на временных рядах сенсорных данных. Построены графики изменения вероятности отказа, остаточного ресурса и прогнозируемых сроков технического обслуживания. Результаты моделирования демонстрируют, что использование туманных вычислений позволяет значительно снизить задержки в обнаружении аномалий, в то время как облачные вычисления обеспечивают повышение точности прогноза остаточного ресурса и сроков обслуживания.

Ключевые слова: облачные вычисления и туманные вычисления, датчики, вероятность отказа, задержки, остаточный ресурс

APPLICATION OF CLOUD AND FOG COMPUTING FOR DATA PROCESSING ON BOARD AIRCRAFT

E.V. Glushak✉, D.S. Klyuev

Povolzhskiy State University of Telecommunications and Informatics,
Samara, Russia

✉ evglushak@yandex.ru

Citation: Glushak E.V., Klyuev D.S. Application of cloud and fog computing for data processing on board aircraft // Trudy MAI. 2026. No. 146. (In Russ.). URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=187458>

Abstract. This article examines the integration of Internet of Things (IoT) technologies, fog computing, and cloud computing for monitoring and predicting the technical condition of aircraft. A mathematical model has been developed to describe the processes of collecting, pre-processing, and analysing data from onboard sensors. Algorithms have been designed to calculate the integral degradation index, failure probability, residual life of components, and to predict maintenance schedules. An architecture of a distributed system is proposed, in which fog nodes perform local data filtering and primary analysis, while cloud platforms carry out long-term analytical processing and optimisation of maintenance schedules. The degradation processes of equipment have been simulated using time series of sensor data. Graphs have been constructed to illustrate changes in failure probability, residual life, and predicted maintenance schedules. The simulation results demonstrate that the use of fog computing significantly reduces delays in anomaly detection, while cloud computing enhances the accuracy of predictions regarding residual life and maintenance schedules.

Keywords: cloud and fog computing, sensors, probability of failure, delays, remaining resource

Введение

Актуальность исследования обусловлена стремительным развитием авиационной отрасли и возрастающими требованиями к обеспечению

безопасности и надежности воздушных судов. В современных условиях одной из ключевых задач становится организация непрерывного мониторинга технического состояния самолёта в реальном времени [1]. Это позволяет не только своевременно выявлять возможные отклонения в работе систем, но и значительно снижать риски аварийных ситуаций, минимизировать время простоя и оптимизировать процессы технического обслуживания. Одним из наиболее перспективных инструментов для решения этой задачи является технология Интернета вещей (IoT) [2]. Современные воздушные суда оснащаются множеством сенсоров, фиксирующих параметры работы различных систем — от двигателей и гидравлики до навигационного оборудования и температурных режимов. Сбор и анализ этих данных открывает возможности для перехода от регламентного обслуживания к предиктивной модели, при которой техническое вмешательство осуществляется на основе реальных показателей износа и состояния компонентов.

В этой связи особый интерес представляет применение облачных и туманных вычислений, обеспечивающих эффективную обработку больших объемов данных, поступающих с бортовых сенсоров. Облачные платформы позволяют выполнять глубинный аналитический анализ и хранение информации, тогда как туманные вычисления обеспечивают оперативную предварительную обработку прямо на борту или вблизи источника данных, сокращая задержки и снижая нагрузку на сеть [3]. Целью статьи является исследование возможностей и преимуществ использования этих технологий в контексте авиации, а также анализ их вклада в повышение общей надежности, эффективности и безопасности эксплуатации воздушных судов.

Анализ существующих технологий и концепций

Внедрение технологий Интернета вещей (IoT) в авиационной отрасли открывает новые горизонты в вопросах мониторинга и обслуживания воздушных судов. Современные самолёты оснащаются большим количеством интеллектуальных устройств и сенсоров, предназначенных для постоянного контроля различных параметров работы — от состояния двигателей, уровня

топлива и температурных режимов до работы гидравлических систем и блоков управления. Эти устройства обеспечивают непрерывный сбор информации, что позволяет специалистам не только отслеживать текущие показатели, но и в динамике анализировать поведение систем, выявляя потенциальные отклонения задолго до возникновения неисправностей [4].

Преимущество IoT в авиации заключается прежде всего в возможности получения данных в реальном времени. Это позволяет перейти от традиционной модели регламентного обслуживания к концепции предиктивной диагностики, при которой решение о вмешательстве принимается на основе объективных данных о состоянии узлов и агрегатов. Такой подход повышает безопасность полетов, снижает вероятность внештатных ситуаций и оптимизирует затраты на техническое обслуживание. Ключевую роль в обеспечении эффективной обработки собранных данных играют облачные и туманные вычисления. Эти технологии предоставляют масштабируемую инфраструктуру, способную хранить и анализировать массивы информации, поступающей с IoT-устройств [5].

Разработка модели системы для анализа и обработки данных

Рассмотрим архитектуру системы мониторинга состояния воздушного судна. Архитектура состоит из трех уровней [6]. Это уровень сенсоров, который осуществляют сбор телеметрических данных $d_i(t)$, уровень туманных вычислений (Fog Layer) – предварительная обработка данных $D_{F_j}(t)$, облачная платформа (Cloud Layer) – комплексный анализ, хранение и предсказание неисправностей $A_k(t)$.

Математическое описание сбора данных с сенсоров осуществляется следующим образом [7]. Пусть $S = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ - множество сенсоров на борту самолета. Каждое S_i генерирует данные $d_i(t)$ в момент времени t . Представим модель измерения, как выражение (1):

$$d_i(t) = x_i(t) + \varepsilon_i(t) \quad (1)$$

где $x_i(t)$ - истинное значение параметра (например, температура двигателя), а $\varepsilon_i(t)$ - шум измерения.

Туманные узлы F_j собирают данные от группы сенсоров $S_{F_j} \subseteq S$. На узле F_j производится:

1. Фильтрация $\tilde{d}(t) = \phi(d_i(t))$, где $\phi(\cdot)$ представляет собой алгоритм устранения шумов, например, медианную фильтрацию или скользящее среднее, позволяющее минимизировать влияние случайных всплесков и выбросов.
2. Агрегация данных от группы сенсоров $D_{F_j}(t) = \text{agg}(\{\tilde{d}(t) | S_i \in S_{F_j}\})$, где $\text{agg}(\cdot)$ - агрегирующая функция.
3. Локальный анализ рисков $r_{F_j}(t) = \Theta(D_{F_j}(t) - \theta_j)$, где Θ - функция Хевисайда, θ_j - локальный порог тревоги.

Туманный узел передает агрегированные данные $D_{F_j}(t)$ в облако с задержкой передачи T_{net} . Общий передаваемый трафик будет определяться по формуле (2):

$$V_{net}(t) = \sum_{j=1}^m |D_{F_j}(t)| \quad (2)$$

Далее осуществляется обработка и хранение данных в облачной платформе. Облачный сервер C_k выполняет хранение истории $H(t) = H(t-1) \cup \{D_{F_j}(t) | j = 1, \dots, m\}$, построение модели предсказания отказов $\hat{f}(t + \Delta t) = ML(\{D_{F_j}(\tau)\}_{\tau=t-T}^t)$, где $\hat{f}(t + \Delta t)$ - прогноз технического состояния, $ML(\cdot)$ - функция машинного обучения. Общая задержка между измерением и принятием

$$T_{total} = T_{sense} + T_{fog} + T_{net} + T_{cloud} \quad (3)$$

где T_{sense} - время измерения сенсором, T_{fog} - время предварительной обработки на туманном узле, T_{net} - время передачи в облако, T_{cloud} - время анализа в облаке.

IoT-сенсоры фиксируют текущее состояние компонентов. Туманные узлы фильтруют, агрегируют и предварительно анализируют данные. Облачная платформа выполняет сложный анализ, хранение данных и прогнозирование неисправностей [8].

Разработка алгоритма машинного обучения для предсказания возможных отказов на основе данных с датчиков

Разработка алгоритма для предсказания отказов необходима для того, чтобы перейти от реактивного или регламентного технического обслуживания к интеллектуальному, предиктивному подходу. Такой алгоритм позволяет анализировать большие объёмы данных, поступающих от IoT-сенсоров на борту воздушного судна, выявлять закономерности и скрытые признаки деградации, которые невозможно заметить при ручной проверке или простом мониторинге [9].

Это позволяет предсказывать неисправности до их фактического наступления, сокращать незапланированные простои, избегать аварийных ситуаций, повышать безопасность полётов и снижать затраты на техническое обслуживание. Алгоритм обучается на реальных данных, накопленных в процессе эксплуатации, и с течением времени становится точнее и чувствительнее к аномалиям [10]. На рисунке 1 изображен разработанный алгоритм прогнозирования отказов.

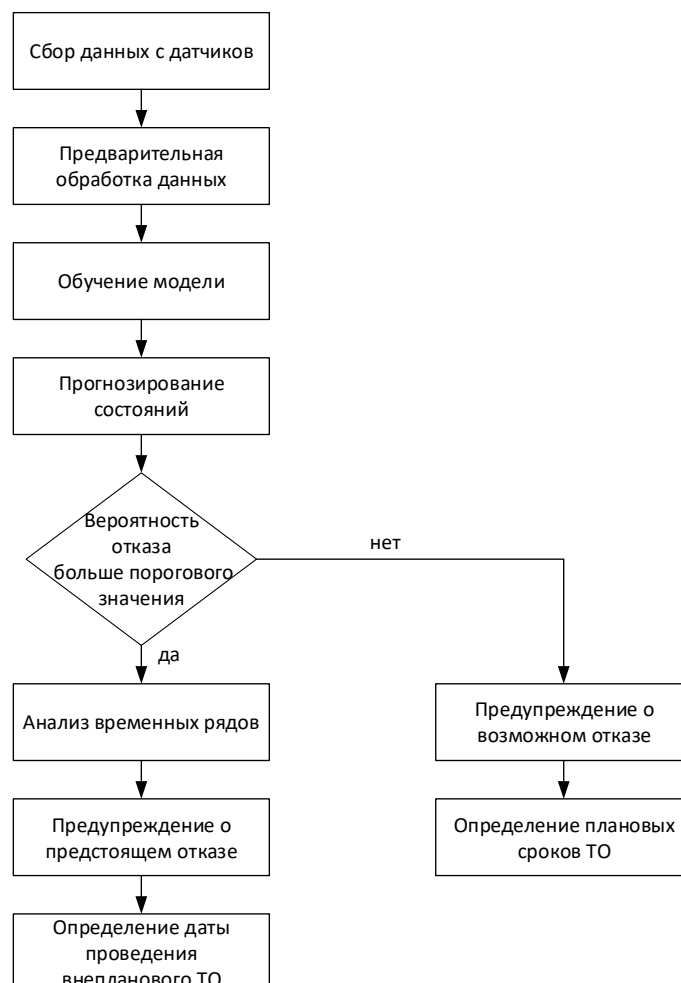


Рисунок 1 - Алгоритм прогнозирования отказов

Алгоритм прогнозирования отказов и определения сроков технического обслуживания начинается с непрерывного мониторинга данных, поступающих от множества бортовых сенсоров $S = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$. Каждое S_i генерирует данные $d_i(t)$ в момент времени t , как уже отмечалось выше. Будем использовать модель измерения по формуле (1). Туманные узлы F_j собирают данные от группы сенсоров $S_{F_j} \subseteq S$. На узле F_j производится фильтрация. Далее очищенные сигналы агрегируются в массив временных рядов (4):

$$X(t) = \{\tilde{d}_1(t), \tilde{d}_2(t), \dots, \tilde{d}_n(t)\} \quad (4)$$

На основе этих временных рядов производится анализ динамики изменений параметров. Для каждого ряда оценивается отклонение от нормы путём расчёта индикатора деградации, например, через производные или через индексы тренда (5):

$$\Delta x_i(t) = x_i(t) - x_i(t-1) \quad (5)$$

или более комплексно с применением методов обнаружения аномалий, таких как автокорреляция (6):

$$R(\tau) = \frac{1}{N - \tau} \sum_{t=1}^{N-\tau} (x(t) - \bar{x}) \cdot (x(t + \tau) - \bar{x}) \quad (6)$$

где τ - это задержка или смещение значений ряда на несколько шагов назад относительно текущего момента времени, \bar{x} - среднее значение параметра.

После расчёта характеристик состояния временные ряды передаются в предсказательную модель, основанную на алгоритмах машинного обучения. Модель обучается прогнозировать вероятность отказа на основе предшествующих отклонений и трендов в выражении (7):

$$P_{fail}(t + \Delta t) = ML(X(t - \tau), \dots, X(t)) \quad (7)$$

где $P_{fail}(t + \Delta t)$ - вероятность наступления отказа в будущем на горизонте Δt , ML - обученная модель. На этапе принятия решения проводится сравнение вычисленной вероятности отказа с установленным порогом. Если $P_{fail}(t + \Delta t) \geq \theta$, то выявлен отказ, где θ - заранее определённое граничное значение для генерации тревоги.

В случае превышения порога генерируется предупреждение о возможном отказе, и запускается процесс более глубокого анализа временных рядов для уточнения характера деградации. На основании обнаруженных трендов рассчитывается остаточный ресурс системы (8):

$$R_{remaining}(t) = \frac{x_{threshold} - x(t)}{v} \quad (8)$$

где $x_{threshold}$ - критическое значение параметра, при достижении которого система считается неисправной, а v - скорость изменения параметра, рассчитанная на основании тренда.

Используя найденный остаточный ресурс, система определяет дату технического обслуживания $T_{TO} = t + R_{remaining}(t)$. Тем самым, если отказ не обнаружен, процесс возвращается к этапу мониторинга, а если обнаружен — формируется предупреждение и на основании анализа временных рядов рассчитывается оптимальный срок проведения профилактического технического обслуживания для предотвращения реального отказа. Эта схема позволяет интегрировать предиктивное обслуживание в реальную эксплуатацию воздушных судов, повышая их надёжность и снижая затраты на содержание. Оптимизация маршрута обслуживания заключается в минимизации затрат на техническое обслуживание при соблюдении условий своевременной замены или ремонта до момента наступления отказа. Это можно записать как задачу оптимизации (9):

$$\min \sum_{i=1}^n C_i(T_{service,i}) \quad (9)$$

при условиях $T_{service,i} \leq T_{failure,i}$, $T_{service,i}$ принадлежит окну доступного обслуживания,

$C_i(T_{service,i})$ - стоимость обслуживания компонента i в момент времени $T_{service,i}$.

Окно доступного обслуживания определяется расписанием полетов, доступностью инфраструктуры и технических бригад.

Для расчёта оптимальных моментов обслуживания может применяться модифицированная задача маршрутизации (Vehicle Routing Problem, VRP), адаптированная для контекста обслуживания техники. Решение может строиться

через метод ветвей и границ, стохастическую оптимизацию (например, генетические алгоритмы) или градиентные методы.

В результате итоговый маршрут обслуживания для всего флота воздушных судов можно представить в виде упорядоченной последовательности операций (10):

$$M = \{(i_1, T_{service, i_1}), (i_2, T_{service, i_2}), \dots, (i_n, T_{service, i_n})\}, \quad (10)$$

где каждая пара определяет оптимальное время обслуживания конкретного узла.

Интеграция туманных вычислений на этапе первичного анализа позволяет существенно сократить объем данных, передаваемых в облако, а облачные вычисления обеспечивают обработку больших массивов информации и построение сложных моделей прогнозирования и оптимизации обслуживания в реальном времени [9]. Это снижает нагрузку на сеть, повышает скорость реакции системы и позволяет авиакомпаниям планировать обслуживание максимально эффективно с учётом реального состояния техники, а не по устаревшим регламентам.

Применение облачных и туманных вычислений в системах мониторинга технического состояния воздушных судов даёт ряд существенных преимуществ, которые напрямую влияют как на безопасность полётов, так и на экономическую эффективность эксплуатации. Благодаря тому, что данные с многочисленных сенсоров обрабатываются практически в реальном времени на уровне туманных вычислений, система способна мгновенно фиксировать отклонения от нормы и инициировать локальный анализ (рисунок 2).

Это позволяет обнаруживать начальные признаки деградации оборудования, которые на первых этапах могут быть незаметны для экипажа или стандартных процедур проверки.



Рисунок 2 – Алгоритм оптимизации технического обслуживания воздушных судов

Облачные платформы, в свою очередь, предоставляют ресурсы для хранения больших объёмов исторических данных и проведения глубокого анализа с использованием сложных предиктивных моделей [10]. За счёт постоянного обучения на новых данных система способна с высокой точностью прогнозировать вероятность наступления отказов, что позволяет техническим службам планировать профилактическое обслуживание заблаговременно, избегая экстренных ремонтов и дорогостоящих задержек рейсов.

Не менее важным преимуществом является повышение безопасности полётов. При обнаружении даже незначительных отклонений в работе критически важных систем информация об этом моментально передаётся техническим специалистам. Благодаря минимальным задержкам, достигаемым с помощью туманных вычислений, обеспечивается практически мгновенная реакция на потенциально опасные ситуации [11].

Кроме того, внедрение архитектуры с распределённой обработкой данных способствует повышению энергетической и операционной эффективности. Туманные вычисления снижают объём передаваемых в облако данных, что

уменьшает энергозатраты на передачу информации и снижает нагрузку на сетевую инфраструктуру [12]. Это особенно актуально в условиях воздушных судов, где ресурс энергоснабжения и пропускная способность каналов связи ограничены. Прогнозирование потребностей в ремонте на основе анализа реального состояния оборудования позволяет авиакомпаниям рациональнее планировать закупки запасных частей, оптимизировать загрузку технических бригад и избегать ненужных технических проверок, если в них нет объективной необходимости [13]. Алгоритм интеллектуального мониторинга состояния воздушного судна показан на рисунке 3.

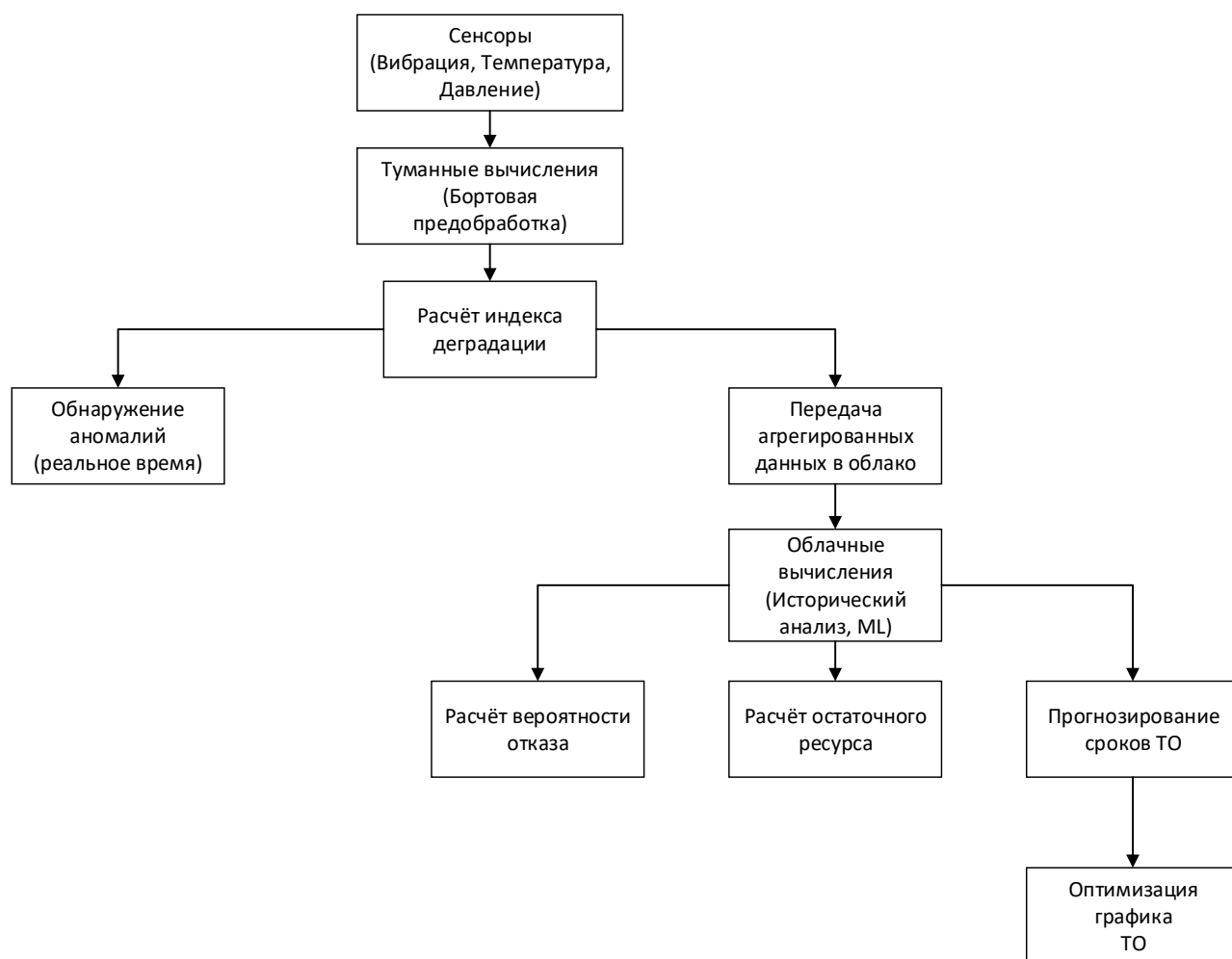


Рисунок 3 - Алгоритм интеллектуального мониторинга состояния воздушного судна

Интеграция облачных и туманных вычислений в процессы технического обслуживания авиационной техники обеспечивает двойной эффект [14]. С одной стороны - значительное повышение безопасности эксплуатации, с другой - существенное снижение затрат и увеличение эффективности использования воздушных судов в коммерческой деятельности. Особый акцент следует делать на

разработку моделей, способных учитывать не только текущие параметры работы систем, но и их динамику во времени, а также внешние условия эксплуатации, такие как температура окружающей среды, влажность и режимы полёта [15].

Оценка результатов

В приведённой таблице 1 представлены данные, полученные в результате моделирования процессов мониторинга технического состояния компонентов воздушного судна.

Таблица 1

Полученные данные

Наработка, часы	Вибрация, g	Температура, °С	Давление, Бар	Индекс деградации	Вероятность отказа	Остаточный ресурс, часы	Прогноз срока ТО, часы
0.000	0.202	70.179	1.997	0.493	0.044	407107.302	12000.000
753.769	0.235	71.133	2.014	0.529	0.062	4452.336	5206.105
1507.538	0.272	71.142	2.028	0.567	0.089	2172.437	3679.975
2261.307	0.309	72.094	2.047	0.608	0.127	2507.717	4769.024
3015.075	0.348	72.552	2.064	0.649	0.180	251418.034	12000.000
3768.844	0.393	74.000	2.075	0.698	0.264	986.459	4755.303
4522.613	0.427	74.419	2.090	0.733	0.340	2111.286	6633.899
5276.382	0.466	75.335	2.105	0.776	0.440	708.058	5984.440
6030.151	0.505	76.079	2.117	0.818	0.546	81610.788	12000.000
6783.920	0.547	76.710	2.136	0.863	0.651	1118.028	7901.947
7537.688	0.578	77.693	2.151	0.897	0.726	33.568	7571.256
8291.457	0.617	78.091	2.165	0.938	0.798	-1007.376	7284.082
9045.226	0.655	78.625	2.182	0.979	0.856	-78529.000	0.000

Исходные данные о вибрации, температуре и давлении моделируют реальные показания IoT-сенсоров, установленных на борту воздушного судна. Эти параметры изменяются с течением времени, отражая естественные процессы старения и износа оборудования. На основе собранных данных рассчитывается индекс деградации, который является агрегированным показателем технического состояния. Для его получения использовалась модель нормализации и взвешенного суммирования показателей, а именно, вибрация нормируется по стандартному уровню, температура и давление — по максимальным допустимым значениям, после чего применяется линейная комбинация с определёнными весами.

Далее на основе индекса деградации рассчитывается вероятность отказа с использованием сигмоидальной функции активации, что позволяет

интерпретировать накопленный износ в терминах вероятности наступления отказа в ближайшее время. Для оценки остаточного ресурса применена формула, связывающая остаток до критического уровня деградации со скоростью изменения состояния компонента [16]. Прогноз срока технического обслуживания определяется как сумма текущей наработки и рассчитанного остаточного ресурса, что позволяет предсказать, когда узел потребует ремонта или замены [17].

Отрицательные значения остаточного ресурса в приведённой таблице 1 указывают на то, что техническое состояние компонента уже превысило допустимый порог деградации, и отказ либо уже наступил, либо произойдёт в ближайшее время. Согласно формуле расчёта остаточного ресурса, он определяется как отношение между разницей текущего индекса деградации и критическим порогом к скорости изменения этого индекса. Когда индекс деградации превышает заданный порог, числитель становится отрицательным, а скорость изменения остаётся положительной, что и приводит к отрицательному значению остаточного ресурса. В результате прогнозируемый срок технического обслуживания также становится меньше текущего времени или равен нулю. Это означает, что обслуживание должно было быть проведено ранее, и узел уже находится в зоне отказа. Такие значения необходимы системе для сигнализации об аварийной ситуации, недопустимом превышении износа или просроченном техническом обслуживании. Их появление на поздних стадиях наработки позволяет не только фиксировать факт отказа, но и уточнять модель планирования, делая её более адаптивной к реальному поведению компонентов. На борту воздушного судна, на уровне туманных вычислений, в реальном времени собираются и предварительно обрабатываются первичные данные сенсоров — значения вибрации, температуры и давления. Здесь же, на локальных вычислительных узлах, осуществляется начальный расчёт индекса деградации и выявление отклонений, что позволяет оперативно реагировать на критические изменения состояния. При обнаружении серьёзных аномалий данные немедленно передаются в облако для дальнейшего анализа.

На основе полученных результатов можно наглядно отобразить основные процессы деградации и прогнозирования технического состояния авиационных

систем. Рисунок 4 показывает, как вероятность отказа компонентов возрастает по мере увеличения времени их эксплуатации.

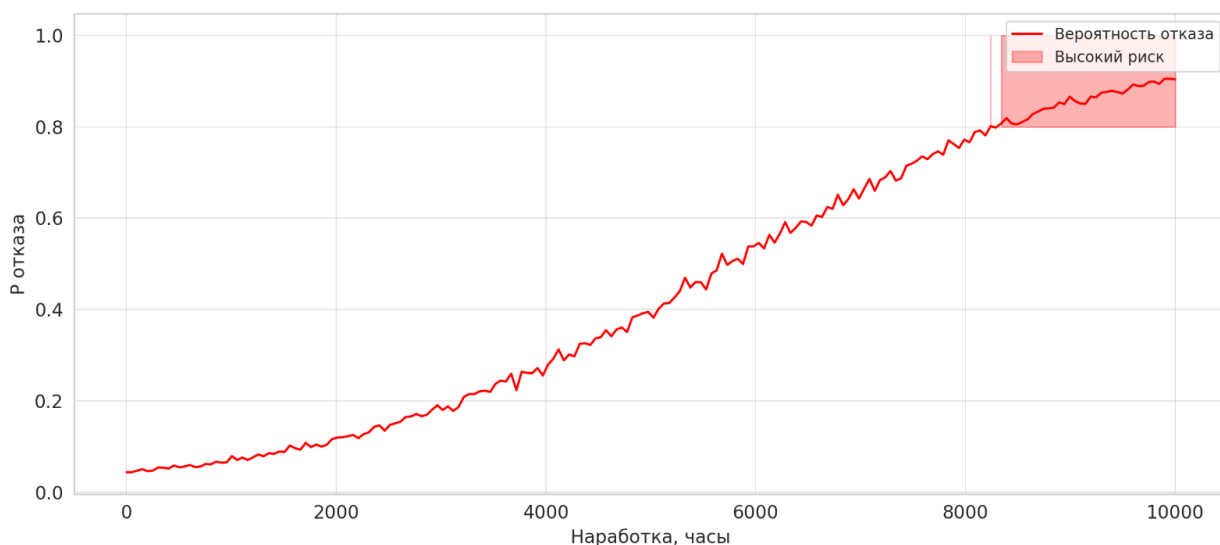


Рисунок 4 – Рост вероятности отказа

На начальных этапах вероятность остается низкой, что соответствует нормальной работе узлов, однако по мере накопления наработки вероятность отказа начинает резко расти, особенно после достижения определённого порогового значения индекса деградации. Этот процесс характерен для большинства технических систем, где старение материалов и механический износ происходят ускоренно после прохождения критической точки. Выделенная на графике зона с вероятностью отказа выше 80% подчёркивает участки, где риск сбоев становится серьёзной угрозой для безопасности полёта.

Рисунок 5 иллюстрирует снижение остаточного ресурса компонентов.

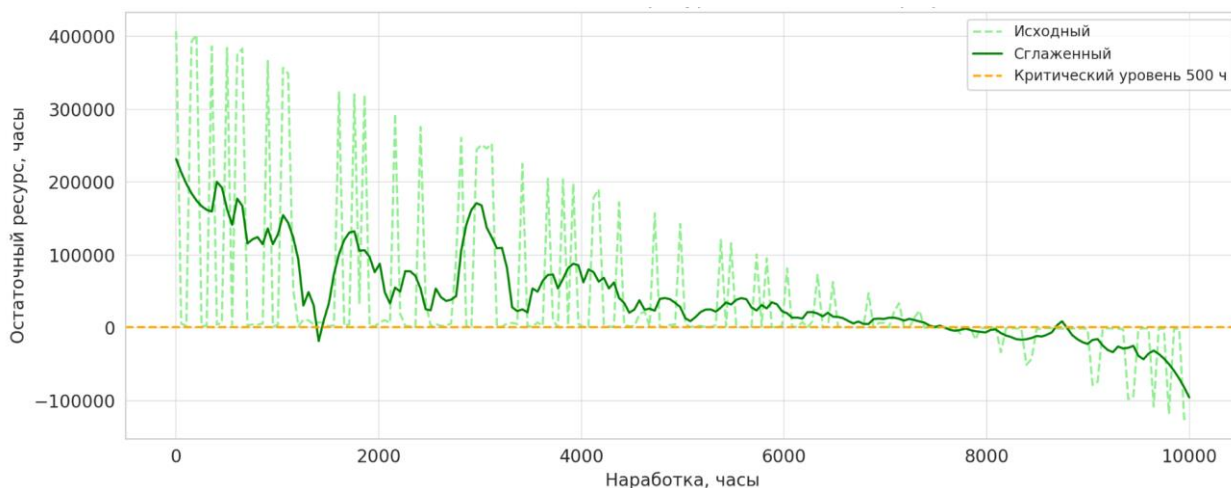


Рисунок 5 – Снижение остаточного ресурса

На ранних этапах эксплуатации запас прочности системы велик, однако по мере роста наработки ресурс постепенно убывает. Визуализация остаточного ресурса позволяет техническим службам оперативно определять, сколько времени остаётся до необходимости планового вмешательства.

Рисунок 6 отображает прогнозируемую дату проведения технического обслуживания на основе текущего состояния системы. По мере износа оборудования срок планового ТО постепенно смещается ближе к текущему моменту времени. Смысл рисунка 6 заключается в том, чтобы наглядно показать, как данные с бортовых сенсоров и анализ временных рядов позволяют заранее видеть момент, когда обслуживание станет необходимым, а не полагаться исключительно на регламентные интервалы времени.

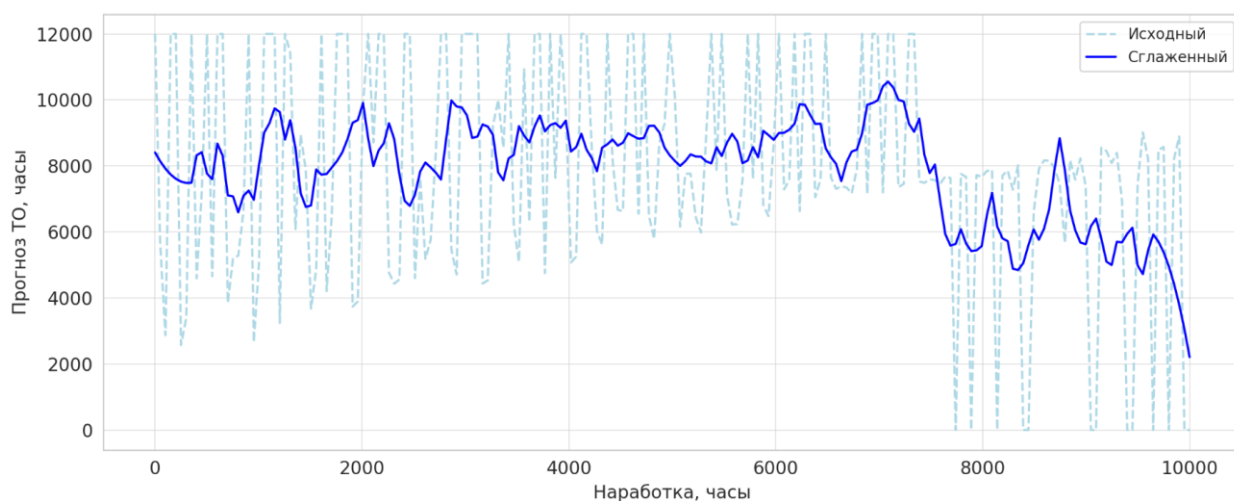


Рисунок 6 – Прогнозирование сроков ТО

Результаты в совокупности подтверждают, что предложенная математическая модель и построенный на её основе алгоритм эффективно описывают процессы старения и риска отказов авиационных систем. Построенные графики напрямую зависят от того, на каком уровне — облачном или туманном — осуществляется сбор, обработка и анализ данных. Облачные вычисления обеспечивают централизованную обработку больших массивов данных, поступающих с бортовых IoT-сенсоров, что значительно повышает точность долгосрочных прогнозов [18]. При использовании облачных платформ расчёт вероятности отказа, остаточного ресурса и прогнозирование сроков технического обслуживания основывается на анализе обширных исторических данных и сложных моделей машинного обучения [19]. Появляется возможность строить

графики с более высокой степенью достоверности, учитывать скрытые закономерности в изменении параметров состояния оборудования и предсказывать поведение компонентов на длительных временных интервалах. Системы туманных вычислений позволяют немедленно анализировать данные с сенсоров на борту или в непосредственной близости от воздушного судна, что критически важно для оперативного выявления аномалий, поэтому снижаются задержки в диагностике и появляется возможность быстрее фиксировать резкие изменения в параметрах состояния компонентов [20].

Облачные вычисления улучшают точность и полноту долгосрочного анализа, а туманные вычисления обеспечивают высокую скорость реакции и актуальность данных. В сочетании они позволяют строить графики, которые одновременно отражают как стратегические тренды износа оборудования, так и тактические отклонения в его поведении в реальном времени. Появляется возможность переходить к максимально эффективной модели предиктивного технического обслуживания, минимизируя риски поломок и снижая операционные расходы.

Заключение

В ходе проведённого исследования была разработана и реализована модель системы мониторинга и прогнозирования технического состояния воздушных судов, основанная на применении технологий Интернета вещей, облачных и туманных вычислений. Математическая модель, включающая расчёт индекса деградации, вероятности отказа, остаточного ресурса и прогнозирования сроков технического обслуживания, была успешно интегрирована в систему. Результаты моделирования подтвердили эффективность предложенной архитектуры, где данные с IoT-сенсоров на борту судна обрабатываются туманными вычислениями, а долгосрочные прогнозы и оптимизация обслуживания — облачными вычислениями.

Использование туманных вычислений позволяет минимизировать задержки в анализе данных и мгновенно реагировать на аномалии, что критически важно для своевременного принятия решений в реальном времени. Облачные

вычисления обеспечивают более точный и глубокий анализ данных, повышая надёжность прогнозов и точность долгосрочного планирования технического обслуживания. Результаты показали, что интеграция этих технологий позволяет значительно повысить безопасность полётов, оптимизировать затраты на техническое обслуживание и улучшить эксплуатационные характеристики воздушных судов. Данные выводы подтверждают эффективность перехода от традиционного регламентного обслуживания к предиктивному управлению техническим состоянием, основанному на реальных показателях износа компонентов, что открывает новые возможности для авиационной отрасли.

Конфликт интересов

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Conflict of interest

The authors declare no conflict of interest.

Список источников

1. Глушак, Е.В. Разработка и исследование моделей функционирования облачных и туманных вычислений / Е. В. Глушак, Д. С. Ключев // Радиотехника. – 2025. – Т. 89, № 3. – С. 157-168.
2. Глушак, Е.В. Исследование задержек при передаче данных в медицинских сетях с помощью программы iFogSim / Е. В. Глушак, П. Д. Михайлова // Инфокоммуникационные технологии. – 2024. – Т. 22, № 2(86). – С. 35-45.
3. Кузнецова, С. В. Цифровые двойники в аэрокосмической промышленности: объектно-ориентированный подход / С. В. Кузнецова, А. С. Семенов // Труды МАИ. – 2023. – № 131.
4. Кондрашин, М. А. Применение технологии виртуализации и облачных вычислений при построении сложных распределенных моделирующих систем / М. А. Кондрашин, О. Ю. Арсенов, И. В. Козлов // Труды МАИ. – 2016. – № 89. – С. 34.
5. Мингалимова, Р. Р. Развитие автоматизации и робототехники в современной авиационной промышленности / Р. Р. Мингалимова // Современные информационные технологии. Теория и практика: Материалы IV Всероссийской

научно-практической конференции, Череповец: Череповецкий государственный университет, 2018. – С. 14 - 17.

6. Нечаев, Ю. И. Современная компьютерная математика и парадигмы вычислений в аэрокосмической отрасли / Ю. И. Нечаев // Материалы XII Международной конференции по прикладной математике и механике в аэрокосмической отрасли (NPNJ'2018), Алушта: МАИ, 2018. – С. 738 - 740.

7. Козявин, М. И. Математика в авиации / М. И. Козявин, Р. Б. Ибрагимов, С. Ю. Лозница // Научный аспект. – 2024. – Т. 33, № 3. – С. 4223-4230.

8. Медведева, Л. А. Предиктивная аналитика для платформы больших данных авиационного производства / Л. А. Медведева, К. О. Прохоров // Материалы XIII Международной конференции по прикладной математике и механике в аэрокосмической отрасли (АММАИ'2020). – Москва: Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет), 2020. – С. 652 - 654.

9. Черепенин, В. А. Отличия и перспективы развития технологий облачных, туманных и граничных вычислений / В. А. Черепенин, С. П. Воробьев, В. В. Синявцев // Инженерный вестник Дона. – 2023. – № 11(107). – С. 47-56.

10. Буряк, Ю. И. Совершенствование процессов поддержания летной годности воздушных судов за счет создания высокоскоростной гетерогенной информационной системы / Ю. И. Буряк, Ю. Ю. Никонов // Вестник компьютерных и информационных технологий. – 2024. – Т. 21, № 6(240). – С. 31-40.

11. Dogea, R. Testing and evaluation of the structural performance of a 3D-printed polylactic acid aircraft wing rib / R. Dogea, X. T. Yan, R. Millar // Discover Mechanical Engineering. – 2023. – Vol. 2, No. 1. – P. 6.

12. Батищев, Д.Е. Искусственный интеллект в авиации / Д. Е. Батищев, М. И. Козявин, И. Д. Ефимов, М. А. Кондрякова // Научный аспект. – 2023. – Т. 33, № 12. – С. 4087 - 4095.

13. Анохин, С.В. Опыт и задачи интеллектуализации бортового радиоэлектронного оборудования летательных аппаратов / С. В. Анохин, А. В. Требухов, В. В. Кавинский [и др.] // Труды ГосНИИАС. Серия: Вопросы авионики. – 2023. – № 1(60). – С. 30-44.

14. Желтов, С.Ю. Проблемы и направления интеллектуализации комплексов бортового оборудования / С. Ю. Желтов // Труды ГосНИИАС. Серия: Вопросы авионики. – 2020. – № 3(49). – С. 3 - 17.
15. Кузьмичев, А. Н. Технологии IoT в авиации / А. Н. Кузьмичев, А. Ю. Морозов // Авиация и космонавтика: 20-ая Международной конференции, Москва: Издательство «Перо», 2021. – С. 237 - 238.
16. Солдатов, Е.С. Сенсорные сети контроля состояния авиационной техники при испытаниях и эксплуатации / Е.С. Солдатов, А.В. Богомолов, Е.В. Ларкин, А.С. Солдатов // Авиакосмическое приборостроение. – 2024. – № 2. – С. 61-68.
17. Martin, D. Virtual Sensors / D. Martin, N. Kühn, G. Satzger // Business & Information Systems Engineering. – 2021. – Vol. 63, No. 3. – P. 315 - 323.
18. Зуев, М. Ю. Комплексное повышение эффективности радиоэлектронных устройств и систем передачи информации с OFDM на основе нелинейных систем с динамическим хаосом / М. Ю. Зуев // Физика волновых процессов и радиотехнические системы. – 2022. – Т. 25, № 1. – С. 55 – 64.
19. Тарасов, В. Н. Спектральное разложение для модели задержки на основе СМО с эрланговским и гиперэкспоненциальным распределениями / В. Н. Тарасов // Физика волновых процессов и радиотехнические системы. – 2022. – Т. 25, № 3. – С. 24 - 28.
20. Беспроводная система связи в субтерагерцовом частотном диапазоне / В. В. Бирюков, В. Л. Вакс, С. А. Капустин [и др.] // Физика волновых процессов и радиотехнические системы. – 2023. – Т. 26, № 4. – С. 48-59.

References

1. Glushak E.V., Klyuev D.S. *Radiotekhnika*. 2025, vol. 89, No. 3. pp. 157-168.
2. Glushak E.V., Mikhailova P.D. *Infokommunikatcionnye tekhnologii*, 2024, vol. 22, no. 2(86), pp. 35-45.
3. Kuznetsova S.V., Semenov A.S. *Trudy MAI*, 2023, no. 131. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=175930> DOI: [10.34759/trd-2023-131-24](https://doi.org/10.34759/trd-2023-131-24)

4. Kondrashin M.A., Arsenov O.Y., Kozlov I.V. *Trudy MAI*, 2016, to. 89, p. 34. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=73411>
5. Mingalimova R.R. *Materialy IV Vserossijskoj nauchno-prakticheskoy konferencii «Sovremennye informacionnye tekhnologii»*. Cherepovec, 2018, pp. 14-17.
6. Nechaev, Yu.I. *Materialy XIII Mezhdunarodnoy konferencii po prikladnoy matematike I mekhanike v aerokosmicheskoy otrasli*, Alushta, MAI, 2018. – pp. 738-740.
7. Kozyavin M.I., Ibragimov R.B., Loznitsa S.Y. *Nauchnyi aspekt*, 2024, tom 33, № 3, pp. 4223-4230.
8. Medvedeva L.A., Prokhorov K.O. *Materialy XIII Mezhdunarodnoy konferencii po prikladnoy matematike I mekhanike v aerokosmicheskoy otrasli*, Moscow: Moscow Aviationnyi Institut (Nationalnyi issledovatel'skiy universitet), 2020, pp. 652-654.
9. Cherepenin V.A., Vorobyov S. P., Sinyavtsev V.V. *Ingenernyi vestnik Dona*. – 2023, № 11(107), pp. 47 - 56.
10. Buryak Yu. I., Nikonov Yu.Yu. *Vestnik komputernykh I informatsionnykh tekhnologiy*, 2024, T. 21, № 6(240), pp. 31 - 40.
11. Dogea R, Yan X.T., Millar R. Testing and evaluation of the structural performance of a 3D-printed polylactic acid aircraft wing rib. *Discover Mechanical Engineering*, 2023, vol. 2, no. 1, pp. 6.
12. Batishchev D. E., Kozyavin M. I., Efimov I. D., Kondryakova M. A. *Nauchnyi aspekt*, 2023, T. 33, № 12, pp. 4087 - 4095.
13. Anokhin, S.V. Trebukhov A.V., Kavinsky V. V. [and others]. *Trudy GosNIAS*, 2023, № 1(60), pp. 30 - 44.
14. Zheltov, S.Y. *Trudy GosNIAS*, 2020, № 3(49), pp. 3 - 17.
15. Kuzmichev A. N., Morozov A. Y. *Aviatsia I kosmonavtika*, 2021, pp. 237 - 238.
16. Soldatov E. S., Bogomolov A. V., Larkin E. V., Soldatov A. S. *Aviakosmicheskoe priborostroenie*, 2024, № 2, pp. 61-68.
17. Martin, D. Kühl N., Satzger G. Virtual Sensors. *Business & Information Systems Engineering*, 2021, Vol. 63, No. 3, pp. 315 - 323.
18. Zuev, M.Yu. *Fizika volnovykh protsessov i radiotekhnicheskie sistemy*, 2022, T. 25, № 1, pp. 55 – 64.

19. Tarasov V.N. *Fizika volnovykh protsessov i radiotekhnicheskie sistemy*, 2022. Т. 25, № 3, pp. 24 - 28.
20. Biryukov V. V., Vaks V. L., Kapustin S. A. [et al.] *Fizika volnovykh protsessov i radiotekhnicheskie sistemy*, 2023, Т. 26, №. 4, pp. 48 - 59.

Информация об авторах

Елена Владимировна Глушак, доцент, к.т.н., доцент кафедры сетей и систем связи, Поволжский государственный университет телекоммуникаций и информатики, г. Самара, Россия; e-mail: evglushak@yandex.ru

Дмитрий Сергеевич Ключев, профессор, д.ф.-м.н., заведующий кафедрой радиоэлектронных систем, Поволжский государственный университет телекоммуникаций и информатики, г. Самара, Россия; e-mail: klyuevd@yandex.ru

Information about the authors

Elena V. Glushak, Associate Professor, PhD, Associate Professor of the Department of Networks and Communication Systems, Povolzhskiy State University of Telecommunications and Informatics, Samara, Russia; e-mail: evglushak@yandex.ru

Dmitry S. Klyuev, Professor, Doctor of Physico-Mathematical Sciences, Head of the Department of Radio Electronic Systems, Povolzhskiy State University of Telecommunications and Informatics, Samara, Russia; e-mail: klyuevd@yandex.ru

Получено 28 мая 2025 ● Принято к публикации 12 ноября 2025 ● Опубликовано 27 февраля 2026

Received 28 May 2025 ● Accepted 12 November 2025 ● Published 27 February 2026
