

УДК: 629.05

DOI: 10.26467/2079-0619-2025-28-2-35-50

К анализу методов и механизмов прогностического моделирования надежности бортового оборудования при решении задач планирования объемов работ по техническому обслуживанию воздушных судов

Б.И. Огунвоул¹, В.Д. Будаев¹, Д.О. Сизиков¹, Н.В. Горбаконь¹, А.В. Власова¹

*¹Московский государственный технический университет гражданской авиации,
г. Москва, Россия*

Аннотация: В статье рассматривается метод планирования технического обслуживания воздушных судов на основе усовершенствованных методов математического моделирования. В ходе исследования разработана и апробирована математическая модель прогнозирования частоты отказов бортового оборудования, предназначенная для решения задач оптимизации процессов принятия решений по техническому обслуживанию на основе оценки надежности авиационной техники. Применение регрессии распределения Пуассона в сочетании с полиномиальными признаками позволяет выявить закономерности отказов оборудования, которые зависят от условий эксплуатации и предыстории технического обслуживания. Для исследования был создан синтезированный набор данных, моделирующий различные сценарии эксплуатации и процесс деградации оборудования. На первом этапе данные были освобождены от выбросов и ошибок, затем нормализованы для унификации масштабов различных переменных. Далее они были разделены на категории в зависимости от условий эксплуатации, после чего применена регрессия распределения Пуассона для прогнозирования отказов. Наконец, с помощью алгоритма оптимизации был разработан эффективный план технического обслуживания, учитывающий прогнозируемые отказы. Валидация прогностических возможностей модели и оптимизация стратегии технического обслуживания осуществляются путем сопоставления с архивными данными о ранее проведенных работах. Анализ результатов выявил особенности функционирования модели, а именно: применение регрессии методом наименьших квадратов с однократным кодированием демонстрирует идеальные прогнозы, что может свидетельствовать о необходимости преобразования модели и требует дополнительной верификации. В то же время альтернативные варианты методологии позволили выявить более реалистичные пределы погрешности и корреляции, что также подтверждает надежность прогностических моделей. Результаты исследования показывают, что комбинированный подход, использующий регрессию распределения Пуассона и полиномиальные признаки, позволяет значительно повысить точность прогнозов. Этот метод, в частности, продемонстрировал свою эффективность при моделировании отказов бортового оборудования, что позволяет оптимизировать процессы технического обслуживания с целью снижения затрат на ремонт. Полученные выводы подтверждают возможность внедрения более точных упреждающих методов планирования ТО, что позволяет повысить надежность воздушных судов и снизить неэффективность их простоев на земле.

Ключевые слова: оценка надежности, планирование ТО воздушных судов, регрессия распределения Пуассона, прогностическое моделирование процессов ТО, моделирование стохастических процессов, эксплуатационная эффективность, стандарты безопасности полетов, оптимизация процессов ТО на основе данных, статистические методы проектирования надежности.

Для цитирования: Огунвоул Б.И. К анализу методов и механизмов прогностического моделирования надежности бортового оборудования при решении задач планирования объемов работ по техническому обслуживанию воздушных судов / Б.И. Огунвоул, В.Д. Будаев, Д.О. Сизиков, Н.В. Горбаконь, А.В. Власова // Научный вестник МГТУ ГА. 2025. Т. 28, № 2. С. 35–50. DOI: 10.26467/2079-0619-2025-28-2-35-50

To the analysis of methods and mechanisms of predictive modeling of onboard equipment reliability when solving problems of aircraft maintenance workload planning

B.I. Ogunvoul¹, V.D. Budaev¹, D.O. Sizikov¹, N.V. Gorbakon¹, A.V. Vlasova¹

¹Moscow State Technical University of Civil Aviation, Moscow, Russia

Abstract: The article deals with a method for aircraft maintenance planning based on advanced mathematical modeling techniques. In the course of the research, a mathematical model for forecasting the failure rate of onboard equipment is developed and tested, designed to solve the problems of optimizing decision-making processes for maintenance on the basis of reliability assessment of aviation equipment. The application of Poisson distribution regression in combination with polynomial features allows to reveal the regularities of equipment failures, which depend on operating conditions and maintenance history. For the study, a synthesized dataset was created to simulate different operational scenarios and equipment degradation process. At the first stage, the data were freed from outliers and errors, then normalized to unify the scale of different variables. Next, the data were categorized according to the operating conditions, after which Poisson distribution regression was applied to predict failures. Finally, an efficient maintenance plan that takes into account the predicted failures has been developed using an optimization algorithm. Validation of the model's predictive capabilities and optimization of the maintenance strategy are performed by comparing with archived data on previously performed work. The analysis of the results revealed the peculiarities of the model operation, namely, the application of least squares regression with single coding demonstrates perfect forecasts, which may indicate the need for model transformation and requires additional verification. At the same time, alternative versions of the methodology revealed more realistic error and correlation limits, which also confirms the reliability of the predictive models. The results of the study show that a combined approach using Poisson distribution regression and polynomial signs can significantly improve the accuracy of forecasts. This method, in particular, has demonstrated its effectiveness in modeling onboard equipment failures, which allows to optimize maintenance processes in order to reduce repair costs. The obtained conclusions confirm the possibility of introducing more accurate proactive methods of maintenance planning, which allows to improve aircraft reliability and reduce the inefficiency of their downtime on the ground.

Key words: reliability assessment, aircraft maintenance planning, Poisson distribution regression, predictive modeling of maintenance processes, stochastic processes modeling, operational efficiency, flight safety standards, data-driven maintenance optimization, statistical methods in reliability engineering.

For citation: Ogunvoul, B.I., Budaev, V.D., Sizikov, D.O., Gorbakon, N.V., Vlasova, A.V. (2025). To the analysis of methods and mechanisms of predictive modeling of onboard equipment reliability when solving problems of aircraft maintenance workload planning. Civil Aviation High Technologies, vol. 28, no. 2, pp. 35–50. DOI: 10.26467/2079-0619-2025-28-2-35-50

Введение

Авиационная отрасль предусматривает высокие требования, предъявляемые к надежности и безопасности полетов в связи с потенциальными отрицательными последствиями отказов технического характера. Особое значение имеет надежность бортового оборудования воздушных судов (ВС), оказывающая непосредственное влияние на безопасность полетов. Планирование технического обслуживания (ТО) играет ключевую роль в обеспечении оптимальной работоспособности и надежности авиационных систем. Современное авиационное оборудование становится все более сложным, что требует внедрения новых, более совершенных методов планирования работ по ТО [1, 2].

Одним из наиболее активных научных направлений является математическое моделирование, которое позволяет проводить количественный анализ надежности бортового оборудования с учетом различных факторов, таких как статистика отказов, условия эксплуатации и применяемые стратегии ТО [3–5]. Це-

лью настоящего исследования является разработка математической модели, позволяющей оценить параметры надежности бортового оборудования и содействовать формированию программы ТО, удовлетворяющей отраслевым стандартам по обеспечению безопасности полетов и эксплуатационной эффективности [6].

Основными задачами данного исследования являются:

- 1) разработка метода математического моделирования для прогнозирования надежности бортового оборудования ВС;
- 2) применение накопленного опыта для параметризации разрабатываемой модели с целью достоверного прогнозирования частоты отказов и объемов необходимого ТО.

В рамках обзора литературы рассмотрены известные результаты исследования, посвященные различным подходам к оценке надежности бортового оборудования воздушных судов.

В последующих разделах статьи будут детально рассмотрены применяемые математические методы, представлены результаты моделирования и проанализировано влияние разработанной программы планирования ТО

на безопасность полетов и надежность эксплуатации воздушных судов.

Авиационная отрасль традиционно уделяет особое внимание вопросам обеспечения надежности. Многочисленные исследования демонстрируют эффективность применения статистических методов, таких как регрессия распределения Пуассона и анализ Вейбулла, для прогнозирования отказов [7]. Данные методики, доказавшие свою результативность в различных отраслях промышленности, создают основу для совершенствования планирования ТО в авиации. Внедрение бортовых систем контроля технического состояния [8, 9] способствовало накоплению значительных объемов эксплуатационных данных, что открыло новые перспективы для развития прогнозного обслуживания на основе моделей анализа данных [10, 11].

Современные достижения в области математического моделирования привели к разработке и внедрению более сложных методов, включая стохастические модели, для прогнозирования надежности и определения потребностей в техническом обслуживании комплексных систем. Эти модели учитывают не только данные о наработке до отказа, но и эксплуатационные параметры, влияющие на процессы деградации компонентов.

Тем не менее остается актуальной проблема интеграции этих моделей в комплексную систему планирования ТО, отвечающую специфическим требованиям стандартов безопасности полетов. Настоящее исследование направлено на решение данной проблемы путем синтеза классических статистических методов с современными подходами математического моделирования для разработки эффективной системы планирования ТО.

Принципы анализа и моделирования

В этом разделе представлено описание математической модели, разработанной в рамках настоящего исследования. В основе модели лежит процесс Пуассона – широко применяемый подход к моделированию данных счетного типа для редких событий, к которым относятся отказы технических систем [12].

В основе математической модели надежности бортового оборудования лежит зависимость от времени $R(t)$. Для расчета интенсивности отказов $\lambda(t)$ используется метод регрессии распределения Пуассона, который основан на статистическом анализе данных об отказах изделий. Этот метод помогает прогнозировать вероятность отказов изделий в зависимости от наработки в процессе эксплуатации и ряда других факторов, определяется по формуле вида

$$\lambda(t) = f(t)/R(t) = \exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k), \quad (1)$$

где $\lambda(t)$ – ожидаемая интенсивность отказов, $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$ – коэффициенты регрессии, а $x_1, x_2, \dots, x_k$ – предикторы (например, наработка, условия эксплуатации и т. д.).

где $f(t)$ – функция плотности вероятности распределения времени до отказа.

Для расчета $\lambda(t)$ используются статистические данные об отказах изделий, а параметры регрессии распределения оцениваются с применением метода максимального правдоподобия.

Планирование ТО формулируется как оптимизационная задача, целью которой является минимизация ожидаемого времени простоя $D(t)$, определяемого по формуле вида

$$D(t) = \int_0^t (1 - R(s)) ds, \quad (2)$$

где $R(s)$ – функция надежности в момент времени s .

Мероприятия по ТО планируются в сроки, обеспечивающие минимизацию $D(t)$ с учетом эксплуатационных ограничений.

Для анализа редких событий, таких как отказы оборудования, был выбран метод регрессии распределения Пуассона. Этот метод приемлем для случаев, когда события происходят редко и могут быть описаны в терминах счетного процесса. Преимущество регрессии распределения Пуассона заключается в ее способности точно моделировать взаимосвязь между частотой отказов и наработкой налета часов [12].

Предполагается, что зависимая переменная y_i (количество событий) для i -го наблюдения подчиняется распределению Пуассона, при этом λ_i представляет собой одновременно

среднее значение и дисперсию распределения для i -го наблюдения.

Связь между средним значением λ_i и предикторами устанавливается посредством логарифмической линейной модели вида

$$\log(\lambda_i) = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}, \quad (3)$$

где $\mathbf{x}_i$ – вектор-строка предикторов для i -го наблюдения, $\boldsymbol{\beta}$ – вектор-столбец коэффициентов регрессии.

Данная модель позволяет оценить влияние различных факторов на интенсивность отказов бортового оборудования.

Основная модель регрессии распределения Пуассона не всегда достаточно точна для решения задач исследования. Чтобы учесть нелинейные зависимости между предикторами и откликом, были добавлены полиномиальные функции. Эти функции создаются с помощью полиномиальных преобразователей, которые расширяют исходные векторы признаков [13]. Такой подход улучшает гибкость и точность модели, особенно при анализе сложных и нелинейных взаимосвязей. Использование полиномиальных признаков способствует более полному соответствию модели исходным данным и повышению точности прогнозов, что критически важно для задач прогнозируемого ТО.

Основные положения и допущения при использовании полиномиальных признаков включают:

1) полиномиальное преобразование – для заданного набора предикторов $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip}]$ полиномиальные признаки формируются путем генерации всех возможных полиномиальных комбинаций предикторов до заданной степени d ;

2) расширенный вектор признаков – исходный вектор признаков x_i дополняется полиномиальными членами, например, для двух предикторов x_1 и x_2 при степени $d = 2$ расширенный вектор признаков принимает вид

$$\mathbf{x}_i^{(\text{poly})} = [1, x_{i1}, x_{i2}, x_{i1}^2, x_{i1}x_{i2}, x_{i2}^2], \quad (4)$$

где компоненты вектора включают:

константу (1);

линейные члены (x_{i1}, x_{i2});

квадратичные члены (x_{i1}^2, x_{i2}^2);

произведение предикторов ($x_{i1}x_{i2}$).

Использование расширенного вектора признаков позволяет учесть нелинейные виды взаимодействия между предикторами, что особенно важно при анализе сложных систем, таких как бортовое оборудование ВС.

В модели регрессии распределения Пуассона используются полиномиальные признаки для учета сложных взаимосвязей между предикторами. Процесс начинается с расширения пространства признаков, что включает трансформацию исходных данных в более высокую размерность. На следующем этапе строится логарифмическая линейная модель с учетом новых признаков, а параметры оцениваются с помощью метода максимального правдоподобия (MLE). Такой подход позволяет учитывать более сложные зависимости между переменными, улучшает точность прогнозов и имеет вид

$$\log(\lambda_i) = \mathbf{x}_i^{(\text{poly})T} \boldsymbol{\beta}_i, \quad (5)$$

где $\mathbf{x}_i^{(\text{poly})}$ – расширенный вектор полиномиальных признаков.

Для оптимизации вычислительных ресурсов и упрощения реализации математическая модель с полиномиальными признаками ограничена второй степенью. Более подробно рассмотрим математическое описание модели с полиномиальными признаками второй степени, которое включает:

1) исходный вектор предикторов

$$\mathbf{x}_i = [1, x_{i1}, x_{i2}]; \quad (6)$$

2) расширенный вектор полиномиальных признаков (степень $d = 2$)

$$\mathbf{x}_i^{(\text{poly})} = [1, x_{i1}, x_{i2}, x_{i1}^2, x_{i1}x_{i2}, x_{i2}^2]; \quad (7)$$

3) логарифмическую линейную модель с полиномиальными признаками

$$\log(\lambda_i) = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \beta_3 x_{i1}^2 + \beta_4 x_{i1}x_{i2} + \beta_5 x_{i2}^2; \quad (8)$$

4) линейный предиктор, выраженный через полиномиальные признаки:

$$\eta_i = \log(\lambda_i) = \mathbf{x}_i^{(\text{poly})T} \boldsymbol{\beta} = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \beta_3 x_{i1}^2 + \beta_4 x_{i1}x_{i2} + \beta_5 x_{i2}^2; \quad (9)$$

5) среднее значение (и одновременно дисперсию) распределения Пуассона

$$\lambda_i = \exp(\eta_i); \quad (10)$$

6) функцию логарифмического правдоподобия для модели регрессии распределения

Пуассона. Логарифмическое правдоподобие определяется выражением следующего вида:

$$\log L(\beta_i) = \sum_{i=1}^n [y_i \log(\lambda_i) - \lambda_i - \log(y_i!)] \quad (11)$$

$$\log L(\beta_i) = \sum_{i=1}^n \left[y_i \left(\mathbf{x}_i^{(\text{poly})T} \beta_i \right) - \exp \left(\mathbf{x}_i^{(\text{poly})T} \beta_i \right) - \log(y_i!) \right]; \quad (12)$$

7) оценку максимального правдоподобия (MLE), в которой коэффициенты β_i оцениваются путем максимизации логарифмической функции правдоподобия по формуле вида

$$\hat{\beta}_i = \arg \max_{\beta} \log L(\beta_i). \quad (13)$$

Метод максимального правдоподобия позволяет найти оптимальные значения коэффициентов β_i , которые наиболее полным образом соответствуют наблюдаемым данным, что обеспечивает надежную основу для прогнозирования интенсивности отказов бортового оборудования с учетом нелинейных взаимодействий между факторами.

Таким образом, модель регрессии распределения Пуассона с полиномиальными признаками позволяет учитывать нелинейные зависимости между предикторами и интенсивностью отказов бортового оборудования. Такой подход особенно эффективен при анализе сложных технических систем, где взаимосвязи между факторами могут быть более усложненными.

Выбор полиномиальных признаков второй степени обусловлен стремлением к балансу между повышением точности модели и отказом от переобучения программы. Полиномы второй степени позволяют учесть нелинейные зависимости, сохраняя при этом интерпретируемость модели.

Расширение пространства признаков до полиномов второй степени обеспечивает компромисс между сложностью модели и ее способностью отражать нелинейные взаимодействия. Это позволяет повысить точность прогнозирования отказов без чрезмерного усложнения вычислительных процессов.

При применении данной модели к задачам прогнозирования технического состояния авиационного оборудования необходимо учитывать следующие аспекты:

1) выбор предикторов – необходимо тщательно отбирать параметры, наиболее реле-

вантные для оценки надежности конкретных систем и компонентов;

2) интерпретацию коэффициентов – полиномиальные члены усложняют прямую интерпретацию коэффициентов, поэтому важно анализировать их совокупное влияние на прогнозируемую интенсивность отказов;

3) валидацию модели – требуется проводить тщательную проверку модели на основе независимых данных для оценки ее прогностической способности в реальных условиях эксплуатации;

4) учет эксплуатационных факторов – модель должна адаптироваться к различным режимам работы оборудования и условиям эксплуатации воздушных судов.

Применение описанной методики позволяет создать гибкий инструмент для прогнозирования надежности бортового оборудования, что в свою очередь также способствует проведению оптимизации процессов ТО и повышению безопасности полетов.

Процесс оптимизации планирования ТО основывается на следующих критериях:

1) минимизации общего времени простоя воздушного судна;

2) максимизации интервалов между формами технического обслуживания;

3) минимизации общих затрат на техническое обслуживание;

4) обеспечении требуемого уровня надежности компонентов.

Указанные критерии учитываются в целевой функции процедуры оптимизации с соответствующими весовыми коэффициентами.

Процесс подготовки данных является ключевым этапом исследования, обеспечивающим достоверность и корректность последующего

Подготовка данных

Процесс подготовки данных является ключевым этапом исследования, обеспечивающим достоверность и корректность последующего

анализа. Методология предусматривает несколько этапов преобразования исходных статистических данных о техническом обслуживании в структурированный набор данных, пригодный для регрессионного анализа распределения Пуассона и прогностического моделирования.

1. Сбор данных – осуществляется сбор полных журналов ТО и записей о событиях отказов за годовой период эксплуатации различных компонентов воздушных судов, от критически важных систем до вспомогательного оборудования.

2. Очистка данных – проводится комплексная обработка исходного набора данных, а именно:

- выявление и устранение выбросов с помощью статистического z-балльного анализа;
- обработка пропущенных значений методами интерполяции на основе близлежащих точек данных;
- исправление ошибок ввода и унификация классификации компонентов.

3. Преобразование данных – для подготовки к регрессии распределения Пуассона выполняется преобразование непрерывных данных о наработке до отказа в дискретные интервалы с подсчетом случаев отказов.

4. Нормализация данных – проводится минимаксная нормализация с учетом показателей наработки для обеспечения сопоставимости данных по различным компонентам, независимо от интенсивности их использования.

5. Категоризация – проводится классификация компонентов по степени критичности для эксплуатации воздушного судна с учетом их функциональной роли и влияния отказов на безопасность полетов.

6. Формирование итогового набора данных – подготовленный для программного обеспечения набор данных структурируется для отражения случаев отказа каждого компонента в зависимости от наработки и условий эксплуатации.

Результатом этого процесса является комплексный набор данных, обеспечивающий надежную основу для последующего регрессионного анализа распределения Пуассона и прогностического моделирования ТО. Образец набора данных с различными компонентами представлен в табл. 1.

В табл. 1 представлена наработка на отказ ВС, количество отказов, условия эксплуатации и мероприятия по ТО, взятые по различным типам компонентов в течение 2020 года, они обеспечивают надежную основу для представленного анализа.

Подготовка данных для моделирования также включает:

1. Очистку данных для обеспечения целостности и надежности набора данных, в том числе:

- а) обнаружение и устранение отклонений, при котором с использованием метода межквартильного диапазона (IQR) были выявлены и исключены из дальнейшего анализа отклонения наработки на отказ и количество отказов, в 1,5 раза превышающие IQR из квартилей;
- б) вычисление пропущенных значений, при котором использовался метод линейной интерполяции, обеспечивающий получение полного набора данных для анализа.

2. Преобразование данных для их адаптации и регрессии распределения Пуассона, для чего были реализованы следующие преобразования:

а) распределение наработки на отказ, при этом непрерывная наработка на отказ была распределена по ячейкам, что облегчило моделирование количества отказов в пределах этих интервалов;

б) количество отказов – непосредственно использовалось в качестве параметра отклика в модели регрессии распределения Пуассона, что соответствовало требованиям по ее формированию.

3. Нарботка была нормализована на языке программирования Python с использованием библиотеки Scipy. Код имеет следующий вид:

```
def min_max_normalize(data): return (data - data.min()) / (data.max() - data.min())  
normalized_data=min_max_normalize(data).
```

Благодаря этому наработка на отказ находилась в диапазоне от 0 до 1, что позволило стандартизировать шкалу для различных компонентов.

4. Категоризацию компонентов путем классификации на основе их критичности для эксплуатации воздушного судна, в частности:

- а) критические компоненты – двигатели и авионика, непосредственно влияющие на

Таблица 1
Table 1

Образец набора данных с различными компонентами
Dataset sample with diverse components

Компонент	Наработка на отказ	Кол-во отказов	Условия эксплуатации	Мероприятия по ТО	Дата инцидента
Comp_A	3034.80	1	Экстремальные	Ремонт	2020-08-14
Comp_B	4369.73	3	Нормальные	Осмотр	2020-04-08
Comp_B	710.00	3	Жесткие	Осмотр	2020-07-19
Comp_B	2527.25	5	Нормальные	Ремонт	2020-12-25
Comp_C	907.73	2	Жесткие	Ремонт	2020-02-02
Comp_C	603.78	1	Экстремальные	Ремонт	2020-02-10
Comp_C	4924.54	3	Жесткие	Ремонт	2020-08-03
Comp_C	1547.47	4	Жесткие	Ремонт	2020-09-24
Comp_C	4881.90	3	Жесткие	Ремонт	2020-11-23
Comp_D	2221.08	0	Экстремальные	Ремонт	2020-03-02
Comp_D	2234.37	3	Нормальные	Осмотр	2020-04-10
Comp_D	3561.38	1	Жесткие	Осмотр	2020-06-20
Comp_D	559.69	5	Нормальные	Осмотр	2020-08-01
Comp_D	3252.44	1	Жесткие	Замена	2020-09-17
Comp_E	2861.49	3	Жесткие	Ремонт	2020-01-28
Comp_E	4739.91	5	Жесткие	Осмотр	2020-02-04
Comp_E	3282.74	5	Экстремальные	Осмотр	2020-02-17
Comp_E	2299.37	3	Жесткие	Ремонт	2020-05-14
Comp_E	531.80	4	Нормальные	Ремонт	2020-08-18
Comp_E	2600.43	1	Экстремальные	Осмотр	2020-10-19

безопасность и эксплуатационные возможности воздушного судна [14];

б) некритические компоненты – внутреннее освещение и системы развлечения пассажиров, отказы которых оказывают несущественное влияние на общую безопасность.

5. Окончательный набор данных был тщательно собран, чтобы гарантировать точное отражение всех этапов предварительной обработки. Этот набор данных был положен в основу пуассоновского регрессионного анализа и последующего прогностического моделирования ТО, позволяющего получить представление о характере отказов и потребностях в техническом обслуживании бортового оборудования воздушных судов.

6. Применение регрессионного анализа распределения Пуассона для моделирования частоты отказов компонентов воздушных судов. Выбор регрессии распределения Пуассона

на обусловлен ее адекватностью для анализа счетных данных, характерных для исследования надежности.

Модель выражается в виде

$$\log(\lambda_i) = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \dots + \beta_n X_{ni}, \quad (14)$$

где λ_i – ожидаемая частота отказов компонента i , $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_n$ – коэффициенты, отражающие влияние переменных $X_1, \dots, X_n$ на частоту отказов.

Этапы регрессионного анализа

Выбор переменных:

зависимая переменная – количество отказов; независимые переменные – наработка, условия эксплуатации, мероприятия по техническому обслуживанию.

Кодирование данных:

условия эксплуатации: «Нормальные» = 0, «Жесткие» = 1, «Экстремальные» = 2;

мероприятия по техническому обслуживанию – «Осмотр» = 0, «Ремонт» = 1, «Замена» = 2.

Модель имеет вид $\log(\lambda) = \beta_0 + \beta_1 \times \text{На-}$
работка + $\beta_2 \times \text{Условия эксплуатации}$ + $\beta_3 \times$
Мероприятия по ТО.

Для оценки параметров модели применя-
ется метод максимального правдоподобия при
оценке коэффициентов β .

При интерпретации результатов важно
учесть, что анализ коэффициентов β позволяет
оценить влияние каждого фактора на частоту
отказов. Положительный коэффициент указы-
вает на увеличение частоты отказов при росте
соответствующего параметра.

Представленный подход также обеспечи-
вает надежную основу для прогнозирования
интенсивности отказов бортового оборудова-
ния и оптимизации стратегий ТО.

Алгоритм оптимизации планирования ТО

Основная цель оптимизации – минимиза-
ция времени простоя оборудования и затрат на
техническое обслуживание при обеспечении
требуемого уровня надежности и безопасно-
сти полетов [15].

Критерии оптимизации:

1. Целевая функция качественно представ-
ляет собой комбинацию ожидаемого времени
простоя из-за отказов и затрат на превентив-
ное обслуживание:

- стоимость простоя (произведение сред-
него времени простоя на событие отказа и свя-
занных затрат на час простоя);

- затраты на ТО (стоимость каждого типа
мероприятий по ТО (осмотр, ремонт, замена)).

2. Ограничения:

- периодичность ТО (установленные ин-
тервалы (формы) обслуживания, учитываю-
щие технологические графики и доступность
требуемых ресурсов);

- ресурсные ограничения (лимиты по коли-
честву мероприятий для ТО в заданный период);

- нормативные требования (соответствие
стандартам безопасности и регуляторным нор-
мам).

3. Выбор генетического варианта алгорит-
ма, так как он эффективно справляется с нели-
нейными задачами, содержащими множество
ограничений.

Генетический алгоритм генерирует и оце-
нивает различные варианты планов ТО, ите-
ративно улучшая их эффективность с учетом
времени простоя и фактических затрат.

4. Анализ оптимизированного техноло-
гического графика ТО, предусматривающего
оценку результирующего плана по критериям:

- эффективности (сокращения ожидаемых
простоев и затрат на ТО);

- реализуемости (соответствия эксплуата-
ционным и нормативным требованиям);

- потенциала улучшения (выявления ком-
понентов или периодов для дальнейшей опти-
мизации).

В практике на основе синтетического на-
бора данных алгоритм оптимизации учитыва-
ет частоту отказов каждого компонента и ста-
тистику по ТО, например, для компонентов
с высокой частотой отказов в жестких услови-
ях эксплуатации может быть рекомендовано
более частое проведение профилактических
мероприятий.

Результатом оптимизации является план
ТО, обеспечивающий баланс между надеж-
ностью оборудования, эксплуатационными
затратами и соблюдением нормативных требо-
ваний безопасности.

Алгоритм может показать, что изделие
Comp_C, которое демонстрирует высокую
частоту отказов в суровых условиях, значи-
тельно выигрывает от превентивной замены
каждые 1 000 ч работы, сокращая общее время
простоя на 20 % по сравнению с существую-
щим графиком.

Такой детальный подход позволяет опре-
делить, как можно использовать генетический
алгоритм для разработки оптимального пла-
на ТО, значительно повышая эффективность
процессов технической эксплуатации и надеж-
ность оборудования на основе всестороннего
анализа синтетических данных.

Проверка адекватности модели

Для оценки эффективности модели срав-
ниваются ее прогнозы с фактическими данны-
ми об отказах оборудования, при этом исполь-
зуются два основных показателя:

1) среднеквадратичная ошибка (RMSE) – измеряет точность прогнозов;

2) коэффициент корреляции Пирсона – оценивает степень связей между прогнозируемыми и фактическими значениями.

Предусматриваются:

Шаг 1. Установка перекрестной проверки.

Для оценки прогностической эффективности модели используется перекрестная проверка, при которой набор данных делится на обучающий набор (80 %), используемый для разработки модели, и тестовый набор (20 %), используемый для оценки ее прогнозов. Это разделение гарантирует, что модель тестируется на данных, имитируя сценарии прогнозирования в реальном мире.

Шаг 2. Показатели производительности модели.

Для количественной оценки точности и надежности модели используется несколько показателей. К ним относятся:

1. Среднеквадратическая ошибка (RMSE) для измерения среднеквадратической величины ошибок прогнозирования, которая обеспечивает представление о точности модели по формуле вида

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}, \quad (15)$$

где y_i – это текущее значение отказов, $\hat{y}_i$ – прогнозируемое количество отказов, и n – количество наблюдений на тестовом наборе.

2. Коэффициент корреляции Пирсона (r), которым оценивается линейная корреляция между фактическим и прогнозируемым количеством отказов по формуле вида

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})(\hat{y}_i - \bar{\hat{y}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{\hat{y}})^2}}, \quad (16)$$

где $\bar{y}$ и $\bar{\hat{y}}$ – соответственно средние величины текущих и прогнозируемых отказов.

Шаг 3. Применение модели к тестовому набору.

Параметры модели регрессии распределения Пуассона оцениваются на обучающем наборе данных, после чего модель применяется к тестовому набору для прогнозирования количества

отказов. Эти прогнозы затем применяются для оценки эффективности модели с использованием показателей, определенных выше (шаг 2).

Шаг 4. Оценка алгоритма оптимизации.

Эффективность алгоритма оптимизации оценивается путем внедрения оптимизированного плана ТО на тестовой установке и наблюдения за результирующими изменениями частоты отказов и затрат на ТО.

Оптимизированный план ТО сравнивается с фактическим планом, используемым в течение периода тестирования, при этом оцениваются различия в производительности и экономической эффективности.

Шаг 5. Статистический анализ для подтверждения прогнозов модели, включающий:

проверку значимости с помощью статистических тестов, таких как критерий χ -квадрат, которые используются для определения того, являются ли различия между фактической и прогнозируемой частотой отказов статистически значимыми;

расчет доверительных интервалов для коэффициентов корреляции Пирсона и среднеквадратичной ошибки для количественной оценки неопределенности показателей производительности модели.

Шаг 6. Подтверждение корректности.

Оценка достоверности результатов производится путем анализа числовых показателей эффективности модели. Основные критерии включают среднеквадратическую ошибку прогнозирования (RMSE), коэффициент корреляции Пирсона между фактическими и прогнозируемыми значениями, а также оценку экономической эффективности оптимизированного плана ТО.

Сопоставление прогнозов модели с фактическими данными позволяет определить:

- точность прогнозирования отказов изделия АТ;
- эффективность предложенной стратегии ТО;
- потенциал дальнейшего совершенствования модели.

Регулярная актуализация модели на основе новых эксплуатационных данных обеспечивает поддержание ее прогностической способности с требуемым уровнем точности.

Результаты проведенного анализа имеют ключевое значение для совершенствования методологии прогнозирования технического состояния изделий авиационной техники.

Применение разработанных моделей регрессии распределения Пуассона с полиномиальными признаками способствует повышению точности прогнозирования отказов, оптимизации интервалов технического обслуживания и минимизации рисков случайных отказов критических систем. Это исследование вносит существенный вклад в развитие концепции предиктивного обслуживания в авиационной отрасли, что в конечном итоге ведет к повышению безопасности полетов и эксплуатационной эффективности воздушных судов.

Одной из ключевых областей применения прогнозирующих моделей является оптимизация технологических графиков ТО. Точные прогнозы частоты отказов помогают определить оптимальные сроки проведения работ по техническому обслуживанию, гарантируя, что компоненты будут обслуживаться до того, как они выйдут из строя. Такой упреждающий подход сводит к минимуму непредвиденные простои и повышает эффективность процессов эксплуатации самолета. Планируя техническое обслуживание на основе фактических данных, а не фиксированных интервалов, авиакомпания могут сократить неоправданные затраты на ТО и повысить общую надежность своего парка воздушных судов.

Разработанные модели способствуют принятию решений на основе актуальных эксплуатационных данных. Это позволит специалистам по планированию ТО оптимально распределять ресурсы, фокусируясь на критически важных компонентах с высокой вероятностью отказа в ближайшем будущем. Такой подход повысит эффективность ТО и обеспечит своевременное обслуживание критических систем воздушного судна.

В статье подчеркивается важность валидации модели путем сопоставления ее прогнозов с фактическими статистическими данными о техническом обслуживании. Этот процесс верификации обеспечивает надежность и точность прогнозов модели. Регулярное обновле-

ние модели с использованием новых эксплуатационных данных позволяет непрерывно совершенствовать ее прогностические возможности, что ведет к постоянному повышению качества планирования и выполнения операций по техническому обслуживанию.

Таким образом, результаты анализа с использованием регрессии распределения Пуассона и полиномиальных признаков дают полезную информацию, которая помогает планировать техническое обслуживание, оптимизировать распределение ресурсов, снижать затраты и повышать общую надежность и безопасность эксплуатации воздушных судов. Эти модели позволяют избежать появления непредвиденных событий с помощью упреждающей стратегии ТО, обеспечивая поддержание технического состояния изделий авиационной техники на самом высоком уровне.

Зависимости, представленные на рис. 1–4, показывают ожидаемое количество отказов при заданной наработке изделий в процессе технической эксплуатации. Результаты получены путем применения различных методик прогнозирования технического состояния изделий в ожидаемых условиях эксплуатации. С помощью каждой методики оценивались среднеквадратические ошибки и коэффициенты корреляции Пирсона для набора данных из табл. 1.

На рис. 1 представлена слабая положительная зависимость между наработкой и количеством отказов. Базовая модель регрессии распределения Пуассона показывает значительный разброс прогнозируемых значений относительно фактических данных, что отражается в высокой погрешности (RMSE: 1,446) и низкой корреляции (0,162).

На рис. 2 заметно улучшение точности прогнозирования благодаря учету нелинейных зависимостей. Добавление полиномиальных признаков позволило модели точнее отслеживать изменения в количестве отказов при различных значениях наработки, что подтверждается снижением RMSE до 1,146 и повышением корреляции до 0,240.

На рис. 3 наблюдается полное совпадение прогнозируемых значений с фактическими данными. Метод наименьших квадратов

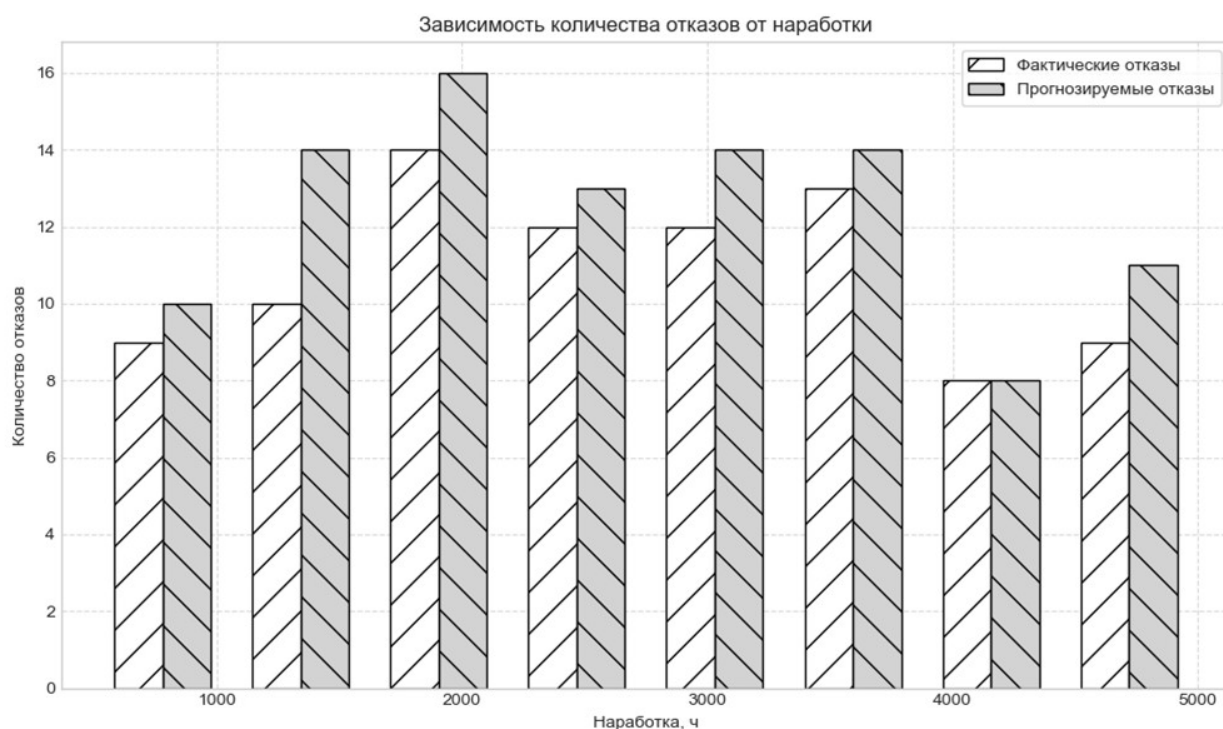


Рис. 1. Зависимость количества отказов от наработки при использовании регрессии распределения Пуассона. Среднеквадратичная ошибка: 1,446000013304307; коэффициент корреляции Пирсона: 0,16245226264782342

Fig. 1. Dependence of the number of failures on operating time using Poisson distribution regression. RMSE: 1.446000013304307; Pearson Correlation Coefficient: 0.1624522626478234

с однократным кодированием демонстрирует нереалистично точный прогноз ожидаемого количества отказов при любой наработке (RMSE – 5.03×10^{-14} , корреляция – 1,0), что свидетельствует о необходимости изменения набора данных для машинного обучения модели.

На рис. 4 представлены результаты после удаления нечисловых параметров из модели. Зависимость между наработкой и количеством отказов становится более реалистичной, с умеренным разбросом прогнозируемых значений (RMSE: 1,391, корреляция: –0,319), что полнее соответствует реальным процессам технической эксплуатации.

В табл. 2 представлены результаты оценки эффективности предложенных методов исследования. Для апробации результатов исследования в облачном хранилище¹ размещена подробная математическая формулировка

предложенных методов в виде программных кодов.

Сравнительный анализ результатов показывает, что метод регрессии распределения Пуассона с полиномиальными признаками (danyaplus3.py, рис. 2) демонстрирует наилучший баланс между точностью (RMSE = 1,146) и способностью к обобщению (коэффициент корреляции = 0,240). Метод наименьших квадратов с однократным кодированием (danyaplus4.py, рис. 3) показывает подозрительно идеальные результаты, что может указывать на переобучение модели.

Аномально высокие результаты для метода наименьших квадратов с однократным кодированием (RMSE $\approx 5,03 \times 10^{-14}$, коэффициент корреляции = 1,0) свидетельствуют о вероятном переобучении модели. Это может быть связано с тем, что модель слишком точно подстроилась под особенности синтетических данных, теряя способность к обобщению. В реальных условиях такие результаты маловероятны и требуют дополнительной проверки на массиве независимых данных.

¹ Подробная математическая формулировка предложенных методов в виде программных кодов Python [Электронный ресурс] // Яндекс диск. URL: <https://disk.yandex.ru/d/1lUjY12SX4nmug> (дата обращения: 02.04.2025).

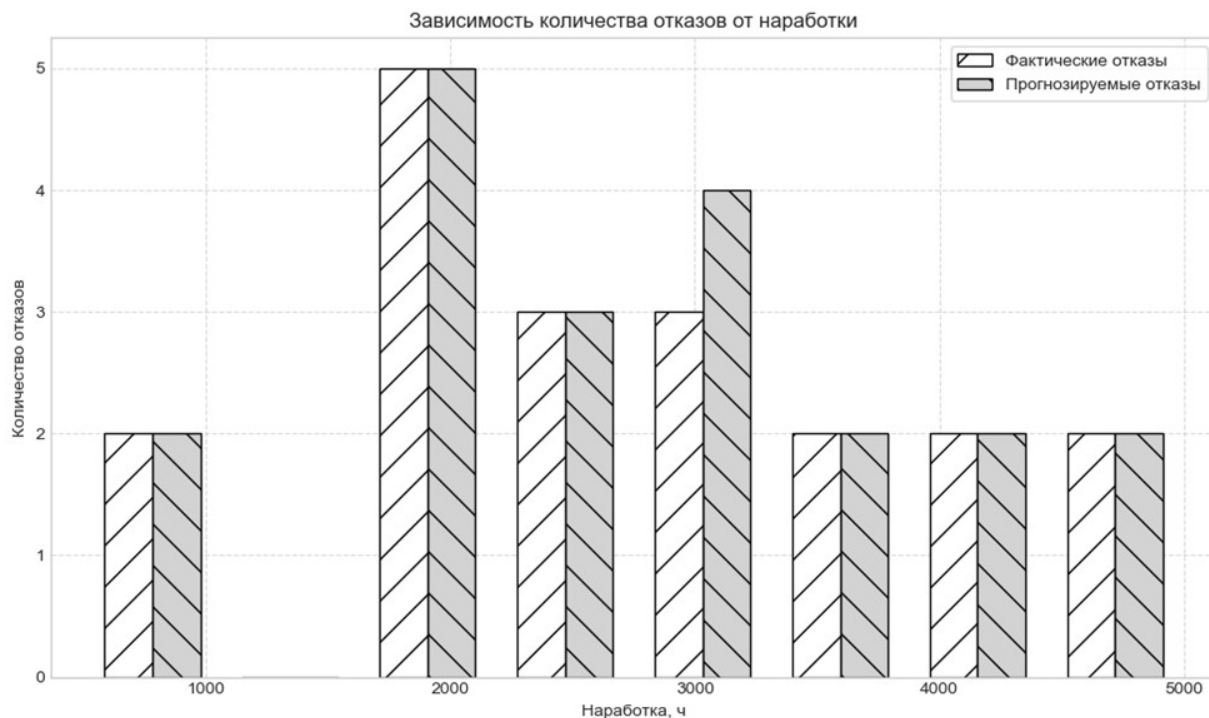


Рис. 2. Прогнозирование отказов с применением полиномиальных признаков в модели регрессии распределения Пуассона. Среднеквадратичная ошибка: 1,1465954900923936; коэффициент корреляции Пирсона: 0,240611370124739

Fig. 2. Failures prediction using polynomial features in the Poisson distribution regression model. RMSE: 1.1465954900923936; Pearson Correlation Coefficient: 0.240611370124739

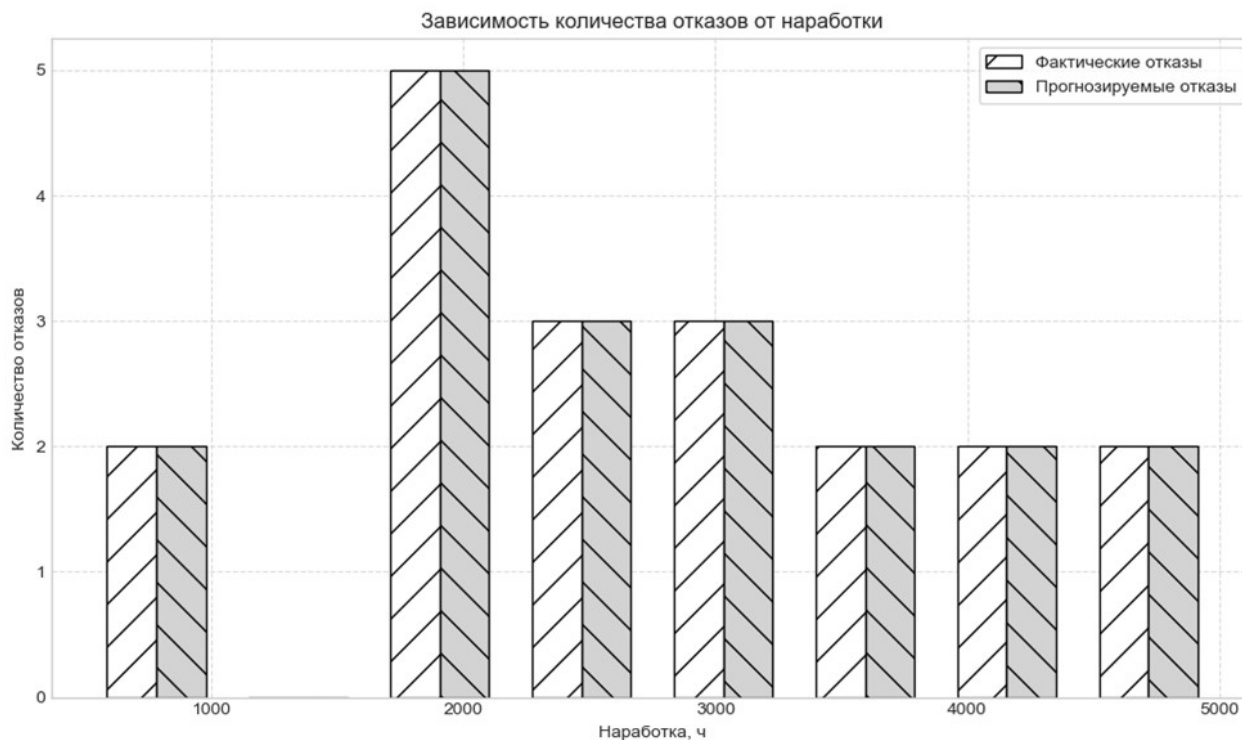


Рис. 3. Моделирование отказов методом наименьших квадратов с однократным кодированием. Среднеквадратичная ошибка: 5,034734662940756e-14; коэффициент корреляции Пирсона: 1,0

Fig. 3. Least squares simulation of failures with single encoding. RMSE: 5.034734662940756e-14; Pearson Correlation Coefficient: 1.0

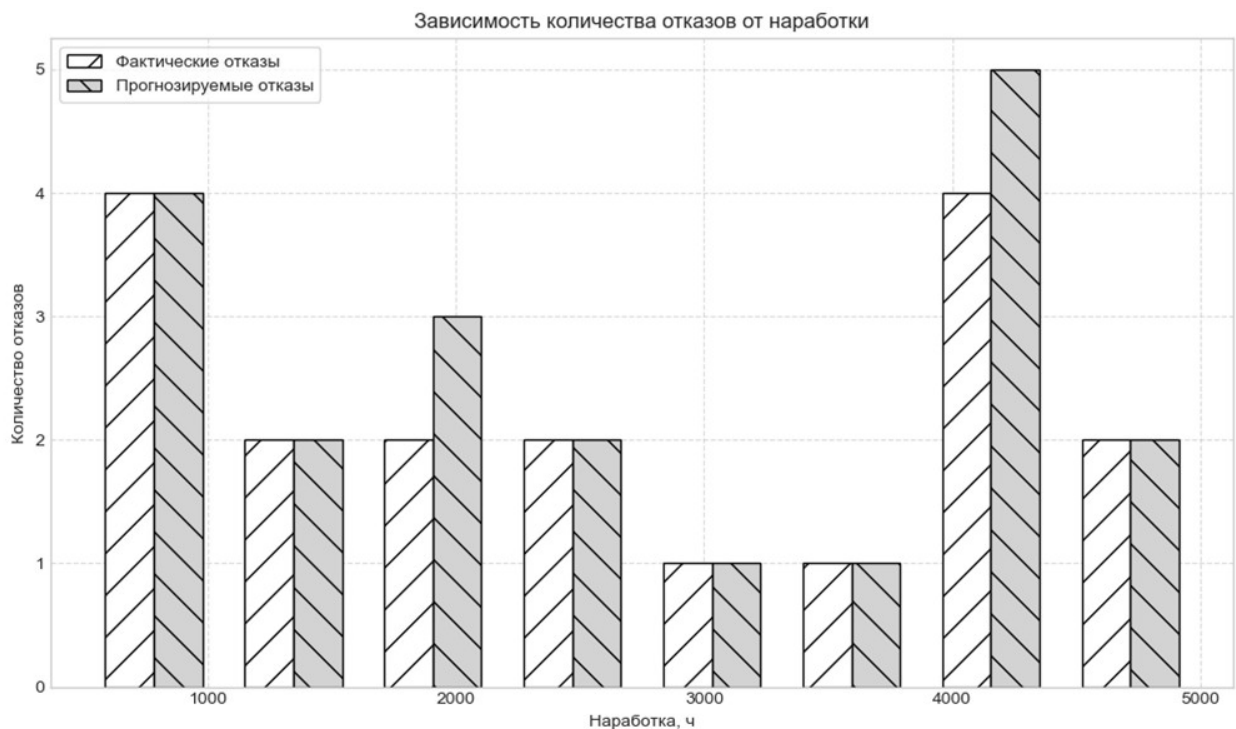


Рис. 4. Результаты прогнозирования отказов с использованием метода наименьших квадратов после удаления нечисловых параметров. Среднеквадратичная ошибка: 1,3905425046960287; коэффициент корреляции Пирсона: -0,3194427708423738

Fig. 4. The results of predicting failures using the least squares method after removing non-numeric parameters. RMSE: 1.3905425046960287; Pearson Correlation Coefficient: -0.3194427708423738

Таблица 2
Table 2

Эффективность методологий исследования
Research methodology effectiveness

Файл кода	Методология	Используемая модель	Среднеквадратичная ошибка	Коэффициент корреляции Пирсона
danyaplus2.py	Регрессия распределения Пуассона (рис. 1)	Обобщенная линейная модель	1,446000013304307	0,16245226264782342
danyaplus3.py	Полиномиальные признаки (рис. 2)	Регрессия распределения Пуассона	1,1465954900923936	0,240611370124739
danyaplus4.py	Однократное кодирование (рис. 3)	Регрессия методом наименьших квадратов	5,034734662940756e-14	1,0
danyaplus5.py	Однократное кодирование с удалением нечисловых столбцов (рис. 4)	Регрессия методом наименьших квадратов	1,3905425046960287	-0,3194427708423738

Выводы

1. Количественный анализ эффективности методологий прогнозирования показал существенные различия в точности моделей. Базо-

вая регрессия распределения Пуассона продемонстрировала $RMSE = 1,446$ и коэффициент корреляции Пирсона $= 0,162$. Внедрение полиномиальных признаков привело к улучшению показателей: $RMSE$ снизилось до $1,146$, коэф-

коэффициент корреляции повысился до 0,240, что подтверждает эффективность применения полиномиальных признаков для моделирования нелинейных зависимостей в процессах технической эксплуатации изделия АТ.

2. Метод регрессии наименьших квадратов с однократным кодированием показал статистически аномальные результаты ($RMSE \approx 5,03e-14$, коэффициент корреляции = 1,0), что свидетельствует о переобучении модели на синтетических данных. Такой эффект требует внедрения методов регуляризации и кросс-валидации для повышения обобщающей способности модели.

3. Применение модели регрессии распределения Пуассона с полиномиальными признаками второй степени обеспечивает оптимальный баланс между сложностью модели и ее способностью отражать нелинейные взаимодействия в процессах технической эксплуатации изделия АТ, что подтверждается улучшением показателей точности прогнозирования.

4. Основным ограничением настоящего исследования является использование синтетических данных, которые не в полной мере отражают сложность и вариативность реальных процессов технической эксплуатации ВС. В частности, синтетические данные не учитывают все возможные аномалии и редкие случаи отказов, что может привести к искажению результатов моделирования.

5. Результаты исследования подтверждают эффективность применения регрессии распределения Пуассона с полиномиальными признаками для прогнозирования отказов изделий АТ. При этом выявленные ограничения синтетических данных указывают на необходимость валидации моделей на реальных эксплуатационных данных.

6. Практическая значимость разработанных моделей заключается в возможности их интеграции в программу технического обслуживания ВС для прогнозирования отказов изделий АТ и оптимизации работ ТОиР, что потенциально способствует снижению эксплуатационных расходов и повышению безопасности полетов.

7. Для преодоления выявленных ограничений в дальнейшем необходимо:

- провести валидацию моделей на реальных эксплуатационных данных;
- внедрить методы регуляризации для предотвращения переобучения;
- разработать механизмы адаптации моделей к различным типам АТ и условиям эксплуатации;
- исследовать возможности интеграции дополнительных факторов в модель для повышения точности прогнозирования.

Список литературы

1. **Алексанян А.Р., Ицкович А.А., Файнбург И.А.** Интегрированная логистическая поддержка формирования процедур поддержания летной годности воздушных судов // Научный вестник МГТУ ГА. 2014. № 205. С. 22–27.
2. **Сизиков Д.О.** Метод анализа временных рядов и его математическая модель в программном обеспечении [Электронный ресурс] // Международный научно-исследовательский журнал. 2024. № 3 (141). DOI: 10.23670/IRJ.2024.141.5 (дата обращения: 02.04.2025).
3. **Ицкович А.А., Файнбург И.А., Алексанян А.Р.** Методологические аспекты программного управления процессами поддержания летной годности воздушных судов // Научный вестник МГТУ ГА. 2015. № 219. С. 12–19.
4. **Кузнецов С.В.** Математические модели процессов и систем технической эксплуатации авионики как марковские и полумарковские процессы // Научный вестник МГТУ ГА. 2015. № 213 (3). С. 28–33.
5. **Кузнецов С.В.** Система технической эксплуатации авионики и научные основы ее формирования // Научный вестник МГТУ ГА. 2017. Т. 20, № 6. С. 15–24. DOI: 10.26467/2079-0619-2017-20-6-15-24
6. **Букирев А.С.** Система диагностики технического состояния комплекса бортового оборудования воздушного судна на основе интеллектуальных информационных технологий / А.С. Букирев, А.Ю. Савченко, М.И. Яцечко, В.А. Малышев [Электронный ресурс] // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. 2020. Т. 8, № 1 (28). DOI: 10.26102/2310-6018/2020.28.1.010 (дата обращения: 02.04.2025).

7. **Bühlmann P., Van De Geer S.** Statistics for high-dimensional data: methods, theory and applications. Springer Science & Business Media, 2011. 558 p.

8. **Засухин А.С.** Исследование алгоритма оценки погрешности отклонения двух навигационных систем / А.С. Засухин, В.Д. Будаев, Д.О. Сизиков, С.Х. Садегзаде // Вестник Российского нового университета. Серия: Сложные системы: модели, анализ и управление. 2021. № 4/1. С. 3–13. DOI: 10.18137/RNU.V9187.21.04/1.P. 003

9. **Кузнецов С.В.** Характеристики достоверности эксплуатационного контроля функциональных систем и комплексов бортового оборудования воздушных судов // Научный вестник МГТУ ГА. 2023. Т. 26, № 6. С. 58–74. DOI: 10.26467/2079-0619-2023-26-6-58-74

10. **Ying X.** An overview of overfitting and its solutions [Электронный ресурс] // Journal of physics: Conference series. 2019. Vol. 1168, iss. 2. ID: 022022. DOI: 10.1088/1742-6596/1168/2/022022 (дата обращения: 02.04.2025).

11. **Montesinos López O.A., Montesinos López A., Crossa J.** Overfitting, model tuning, and evaluation of prediction performance // Multivariate Statistical Machine Learning Methods for Genomic. Cham: Springer International Publishing, 2022. Pp. 109–139. DOI: 10.1007/978-3-030-89010-0_4

12. **Muñoz-Pichardo J.M.** A multivariate Poisson regression model for count data / J.M. Muñoz-Pichardo, R. Pino-Mejías, J. García-Heras, F. Ruiz-Muñoz, M.L. González-Regalado // Journal of Applied Statistics. 2021. Vol. 48, no. 13–15. Pp. 2525–2541. DOI: 10.1080/02664763.2021.1877637

13. **Heaton J.** An empirical analysis of feature engineering for predictive modeling [Электронный ресурс] // SoutheastCon 2016. Norfolk, VA, USA, 2016. 6 p. DOI: 10.1109/SEC-ON.2016.7506650 (дата обращения: 02.04.2025).

14. **Фурар Х.Э.** Оценка рисков при обеспечении безопасности бортовых систем воздушного судна / Х.Э. Фурар, Б.Д. Огунвоул, В.Д. Будаев, Ф. Лаши // Научный вестник МГТУ ГА. 2020. Т. 23, № 4. С. 84–95. DOI: 10.26467/2079-0619-2020-23-4-84-95

15. **Будаев В.Д.** Методы оптимизации планирования технического обслуживания авиационного парка [Электронный ресурс] // Международный научно-исследовательский журнал. 2024. № 7 (145). DOI: 10.60797/IRJ.2024.145.6 (дата обращения: 02.04.2025).

References

1. **Aleksanyan, A.R., Itskovich, A.A., Faynburg, I.A.** (2014). The method of integrated logistics support when forming procedures for maintenance of aircraft airworthiness. *Nauchnyy vestnik MGTU GA*, no. 205, pp. 22–27. (in Russian)

2. **Sizikov, D.O.** (2024). Method of time series analysis and its mathematical model in software. *International Research Journal*, no. 3 (141). DOI: 10.23670/IRJ.2024.141.5 (accessed: 02.04.2025).

3. **Itskovich, A.A., Faynburg, I.A., Aleksanyan, A.R.** (2015). Methodological aspects of software processes management of the airworthiness of aircraft. *Nauchnyy vestnik MGTU GA*, no. 219, pp. 12–19. (in Russian)

4. **Kuznetsov, S.V.** (2015). Processes and systems of avionics technical operation as Markov and Semimarkov processes mathematical models. *Nauchnyy vestnik MGTU GA*, no. 213, pp. 28–33. (in Russian)

5. **Kuznetsov, S.V.** (2017). Avionics technical operation system and scientific basis for its formation. *Civil Aviation High Technologies*, vol. 20, no. 6, pp. 15–24. DOI: 10.26467/2079-0619-2017-20-6-15-24 (in Russian)

6. **Bukirev, A.S., Savchenko, A.Y., Yatsecenko, M.I., Malyshev, V.A.** (2020). Diagnostic system for the technical condition of the aircraft avionics complex based on intelligent information technologies. *Modeling, Optimization and Information Technology*, vol. 8, no. 1 (28). DOI: 10.26102/2310-6018/2020.28.1.010 (accessed: 02.04.2025). (in Russian)

7. **Bühlmann, P., Van De Geer, S.** (2011). Statistics for high-dimensional data: methods, theory and applications. Springer Science & Business Media, 558 p.

8. **Zasukhin, A.S., Budaev, V.D., Sizikov, D.O., Sadegzade, S.H.** (2021). Eval-

uating two navigation systems error deviation algorithm. *Vestnik of Russian new university. Series: complex systems: models, analysis, management*, no. 4/1, pp. 3–13. DOI: 10.18137/RNU.V9187.21.04/1.P. 003 (in Russian)

9. Kuznetsov, S.V. (2023). Characteristics of operational control reliability of aircraft functional systems and avionics suites. *Civil Aviation High Technologies*, vol. 26, no. 6, pp. 58–74. DOI: 10.26467/2079-0619-2023-26-6-58-74 (in Russian)

10. Ying, X. (2019). An overview of overfitting and its solutions. *Journal of physics: Conference series*, vol. 1168, issue 2, ID: 022022. DOI: 10.1088/1742-6596/1168/2/022022 (accessed: 02.04.2025).

11. Montesinos López, O.A., Montesinos López, A., Crossa, J. (2022). Overfitting, model tuning, and evaluation of prediction performance. In book: *Multivariate Statistical Machine Learning Methods for Genomic*. Cham: Springer International Publishing, pp. 109–139. DOI: 10.1007/978-3-030-89010-0_4

12. Muñoz-Pichardo, J.M., Pino-Mejías, R., García-Heras, J., Ruiz-Muñoz, F., González-Regalado, M.L. (2021). A multivariate Poisson regression model for count data. *Journal of Applied Statistics*, vol. 48, no. 13–15, pp. 2525–2541. DOI: 10.1080/02664763.2021.1877637

13. Heaton, J. (2016). An empirical analysis of feature engineering for predictive modeling. In: *SoutheastCon 2016*. Norfolk, VA, USA, 6 p. DOI: 10.1109/SECON.2016.7506650 (accessed: 02.04.2025).

14. Fourar, H.E., Ogunvoul, B.D., Budaev, V.D., Lachi, F. (2020). Risk assessment in ensuring aircraft on-board systems safety. *Civil Aviation High Technologies*, vol. 23, no. 4, pp. 84–95. DOI: 10.26467/2079-0619-2020-23-4-84-95 (in Russian)

15. Budaev, V.D. (2024). Methods of optimization of aircraft fleet maintenance planning. *International Research Journal*, no. 7 (145). DOI: 10.60797/IRJ.2024.145.6 (accessed: 02.04.2025).

Сведения об авторах

Огунвоул Блессинг Израилевич, кандидат технических наук, доцент кафедры безопасности полетов и жизнедеятельности МГТУ ГА, ogunvouluni@yandex.ru.

Будаев Владислав Дмитриевич, старший преподаватель кафедры двигателей летательных аппаратов МГТУ ГА, Vlad_budaev@mail.ru.

Сизиков Даниил Олегович, старший преподаватель кафедры технической эксплуатации авиационных электросистем и пилотажно-навигационных комплексов МГТУ ГА, d.sizikov@mstuca.ru.

Горбаконь Никита Вадимович, старший преподаватель кафедры двигателей летательных аппаратов МГТУ ГА, n.gorbakon@mstuca.ru.

Власова Аруся Витальевна, кандидат технических наук, доцент кафедры организации перевозок на воздушном транспорте МГТУ ГА, a.vlasova@mstuca.ru

Information about the authors

Blessing I. Ogunvoul, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Flight and Life Safety Chair, Moscow State Technical University of Civil Aviation, ogunvouluni@yandex.ru.

Vladislav D. Budaev, Senior Lecturer, the Chair of Aircraft Engine Engineering, Moscow State Technical University of Civil Aviation, vlad_budaev@mail.ru.

Daniil O. Sizikov, Senior Lecturer, Electrical Systems and Flight Navigation Complexes Maintenance Chair, Moscow State Technical University of Civil Aviation, d.sizikov@mstuca.ru.

Nikita V. Gorbakon, Senior Lecturer, the Chair of Aircraft Engine Engineering, Moscow State Technical University of Civil Aviation, n.gorbakon@mstuca.ru.

Arusya V. Vlasova, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Transportation Organization on Air Transport Chair, Moscow State Technical University of Civil Aviation, a.vlasova@mstuca.ru.

Поступила в редакцию

30.06.2024

Received

30.06.2024

Одобрена после рецензирования

05.01.2025

Approved after reviewing

05.01.2025

Принята в печать

25.03.2025

Accepted for publication

25.03.2025