



УДК 681.518.5:629.735

МРНТИ 28.17.19, 81.83.20

https://doi.org/10.53364/24138614_2025_39_4_18

Г. Каипбек², А. Савостин¹, К. Кошеков², Г. Савостина¹

¹Северо-Казахстанский университет им. М. Козыбаева,
Петропавловск, Казахстан

²Академия гражданской авиации, Алматы, Казахстан

*E-mail: kaipbekgulsanat@gmail.com

СТАТИСТИЧЕСКОЕ ОБОСНОВАНИЕ И ВАЛИДАЦИЯ ПРОГНОСТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ ТЕХНИЧЕСКОГО ОБСЛУЖИВАНИЯ АВИАЦИОННЫХ СИСТЕМ НА ПРИМЕРЕ ВНЕШНЕГО СВЕТОВОГО ОБОРУДОВАНИЯ

***Аннотация.** Статья посвящена разработке и валидации методики построения прогностической модели технического обслуживания авиационной техники на основе статистического анализа реальных эксплуатационных данных. В качестве модельного объекта выбрана категория отказов «Внешнее световое оборудование» (External Lights), характеризующаяся высокой частотой событий и критическим влиянием на регулярность вылетов. Исследование базируется на наборе из 13204 записей о техническом обслуживании и ремонте девяти воздушных судов за семилетний период. Методологическая новизна работы заключается в обосновании процедуры предварительной обработки данных. Применена фильтрация по 0,95 квантилю для цензурирования аномальных интервалов, связанных с длительными простоями воздушных судов. Ключевым результатом является статистическое обоснование выбора экспоненциального распределения для описания потока отказов. Сравнительный анализ с двухпараметрическим распределением Вейбулла (на основе информационного критерия Акаике и теста Колмогорова-Смирнова) показал отсутствие значимого прироста точности при усложнении модели (параметр формы $\beta \approx 1,04$). Финальным результатом является построенная вероятностная модель, позволяющая количественно оценивать риски отказов. Практическая значимость работы заключается в создании интерпретируемого инструмента для инженерных служб, который, в отличие от моделей машинного обучения, обеспечивает прозрачность принятия решений и оптимизацию складских запасов.*

***Ключевые слова:** предиктивное техническое обслуживание, теория надежности, анализ отказов, экспоненциальное распределение, временные ряды, прогностическая модель.*

Введение.

Надежность и безопасность эксплуатации воздушных судов (ВС) являются фундаментальными принципами современной гражданской авиации. В условиях жесткой конкуренции эффективность технического обслуживания и ремонта (ТОиР) становится критическим фактором, определяющим не только безопасность полетов, но и экономическую устойчивость авиакомпаний. Особое значение приобретает показатель

регулярности вылетов (Dispatch Reliability), так как простои, вызванные ожиданием запчастей или внеплановым устранением дефектов, генерируют значительные эксплуатационные убытки [1].

С ростом интенсивности воздушного движения традиционные стратегии планово-предупредительного ремонта демонстрируют свои ограничения. Они не способны эффективно предупреждать внезапные отказы стохастического характера, что приводит к ситуациям типа AOG (Aircraft on Ground). В связи с этим актуализируется переход к предиктивному ТОиР, основанному на прогнозировании остаточного ресурса [2], [3].

Анализ современной литературы показывает, что значительная часть исследований в этой области фокусируется на применении сложных алгоритмов машинного обучения (МО) (Deep Learning, ансамблевые методы и пр.) [4], [5], [6]. Однако внедрение таких моделей в реальную практику авиапредприятий сопряжено с рядом проблем, среди которых сложность интерпретации результатов для сертификационных органов, требование к огромным размерам выборок и низкая устойчивость к зашумленным данным. В инженерной практике сохраняется высокая потребность в прозрачных вероятностных моделях, которые соответствуют физике процессов отказа и поддаются прямой верификации.

Кроме того, существующие подходы часто направлены на создание комплексных моделей для мониторинга общего состояния ВС или одновременного прогнозирования множества типов отказов [7]. Также многие работы в данной области опираются на идеализированные или предварительно очищенные наборы данных [8], [9].

Данное исследование направлено на разработку и валидацию робастной методики прогнозирования отказов на основе статистического анализа эксплуатационных данных. В качестве модельного объекта для апробации предложенного подхода выбрана категория «Внешнее световое оборудование» (External Lights). Данная система представляет собой подходящий объект для тестирования статистических инструментов, поскольку сочетает в себе высокую плотность событий, необходимую для математической достоверности, с критическим влиянием на регулярность вылетов. Такой выбор позволяет отработать алгоритм на понятной стохастической системе перед его масштабированием на более сложные и дорогие компоненты ВС.

Ключевым отличием работы является отказ от идеализированных условий. Исследование проводится на «сырых» данных реальной эксплуатации ВС за продолжительный период времени. Методология включает в себя не только построение прогнозной модели, но и обоснование процедуры предобработки данных (цензурирование периодов простоя) и сравнительный анализ конкурирующих гипотез о законе распределен. Такой подход позволяет создать верифицированный инструмент для перехода от реактивного обслуживания к проактивному управлению надежностью.

Материалы и методы исследования.

Анализ набора данных.

В данной работе применялся набор данных, содержащий сведения о выявленных неисправностях и выполненных мероприятиях по ТОиР для парка из девяти однотипных коммерческих воздушных судов, эксплуатируемых на внутренних авиалиниях в период с 2014 по 2020 годы. Исходный набор данных («сырые» выгрузки из бортовых журналов и систем управления ТОиР) включает 13204 записи.

Каждая запись характеризуется следующим набором атрибутов: «Date Reported» (дата фиксации события), «A/C Reg» (регистрационный номер ВС), «Defect» (текстовое описание неисправности), «Action» (описание корректирующих действий). Классификация систем и подсистем выполнена в соответствии с международным стандартом ATA 100 (ATA iSpec 2200) [10]. Для унификации анализа атрибуты «Chapter» (система) и «Section» (подсистема) были объединены в единый категориальный признак формата CS (Chapter-Section). Всего в выборке идентифицировано 456 уникальных категорий неисправностей.

Статистический анализ распределения записей выявил существенную неоднородность. 30 наиболее частых категорий формируют около 62% от общего объема дефектов (рисунок 1). Лидирующую позицию занимает категория CS 25-21 (интерьер пассажирского салона, 1971 запись). Однако дефекты интерьера, как правило, не влияют на летную годность и устраняются в рамках отложенных дефектов, что делает их менее приоритетными для задач оперативного прогнозирования готовности ВС к вылету.

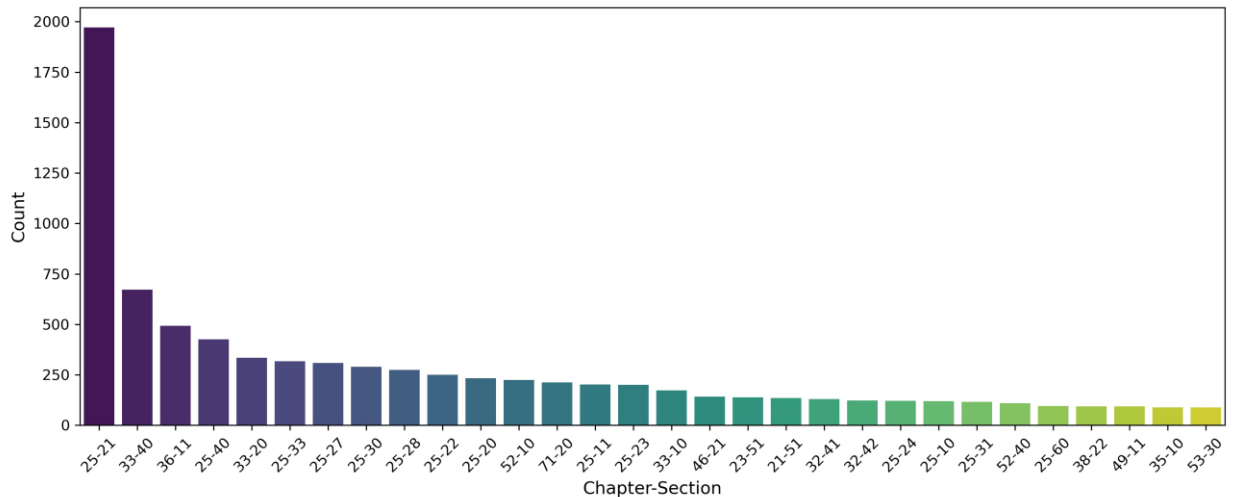


Рисунок 1 – Число записей для 30 наиболее часто встречающихся категорий дефектов

В качестве целевого объекта для моделирования и валидации методики была выделена категория CS 33-40 «LIGHTS-Exterior» (Внешнее световое оборудование) с объемом выборки $N = 671$. Выбор данной категории обоснован совокупностью факторов, критически важных для корректной верификации предсказательной модели.

1. Плотный поток отказов обеспечивает необходимую статистическую мощность для надежной оценки параметров распределения и минимизации ошибки второго рода при проверке гипотез.

2. Физика отказов светового оборудования (перегорание нити накала, деградация полупроводников) позволяет тестировать гипотезу о постоянной интенсивности отказов без влияния сложных накопительных эффектов износа, характерных для механических узлов.

3. Согласно перечням минимального исправного оборудования (MEL), неисправность элементов внешнего освещения (например, рулежных или посадочных фар в ночное время, стробоскопов) является условием «No-Go» или накладывает жесткие эксплуатационные ограничения. Таким образом, прогнозирование потребности в этих компонентах имеет прямое экономическое значение для предотвращения задержек вылета.

Пример структуры данных для выбранной категории приведен в таблице 1. Для соблюдения конфиденциальности реальные регистрационные номера ВС были заменены на условные обозначения (А, В, С и т.д.).

Важной особенностью исследуемого временного ряда является наличие выраженных периодов эксплуатационного простоя, визуализированных на тепловой карте интенсивности отказов рисунка 2. В частности, для ВС наблюдается полное отсутствие зарегистрированных инцидентов в 2018 году, а также резкое снижение частоты событий в 2019-2020 годах. Данная аномалия коррелирует с внешними факторами, а именно приостановкой полетов по операционным причинам (2018 г.) и глобальным снижением авиаперевозок в период пандемии COVID-19.

Наличие таких длительных интервалов календарного времени, в течение которых эксплуатация ВС не производилась, вносит критическое искажение в расчет показателей надежности. Если не исключить эти периоды, модель будет интерпретировать простой ВС

как безотказную работу, что приведет к занижению интенсивности отказов и ошибочному прогнозу. Это наблюдение служит обоснованием применения статистической фильтрации аномально длинных интервалов (выбросов),

Таблица 1 – Фрагмент набора данных с категорией неисправности CS 33-40

Date Reported	A/C Reg	Chapter-Section	Chapter	Section	Defect	Action
2014-01-02	B	33-40	33	40	LH SIDE LIGHT IS INOP	LH SIDE TAXI LIGHT LAMP IAW AMM 33-40-03 REPLACED, OPER TEST IS O'K. ADD IS CLEARED.
2014-01-04	A	33-40	33	40	WING ROOT LANDING LIGHT RH SIDE IS INOP.	WING ROOT LANDING LIGHT LAMP REPLACED IAW AMM 33-41-01
2014-01-08	H	33-40	33	40	RH SIDE TAXI LIGHT U/S	WING-ROOT TAXI LIGHT LAMP AHS BEEN REPLACED IAW AMM TASK 33-42-01-400-801A. TEST IS OK
2014-01-09	G	33-40	33	40	NOSE TAXI LIGHT IS INOP	NOSE TAXI LAMP HAS BEEN REPLACED ACC AMM 33-42- 03
2014-01-09	G	33-40	33	40	NOSE TAXI LIGHT IS INOP	NOSE TAXI LAMP HAS BEEN REPLACED ACC AMM 33-42- 03

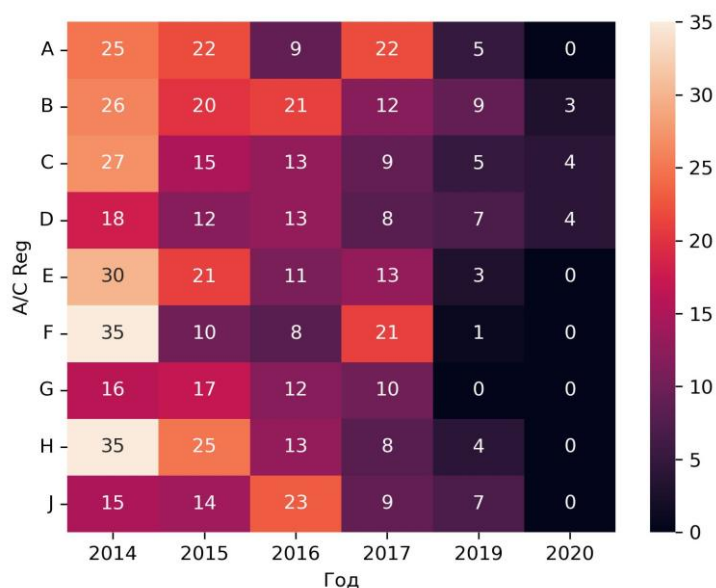


Рисунок 2 – Количество выявленных дефектов CS 33-40 по годам для каждого ВС

На рисунке 3 показаны диаграммы размаха рассчитанных временных интервалов в днях между отказами по категории CS 33-40 для каждого ВС в имеющейся базе данных.

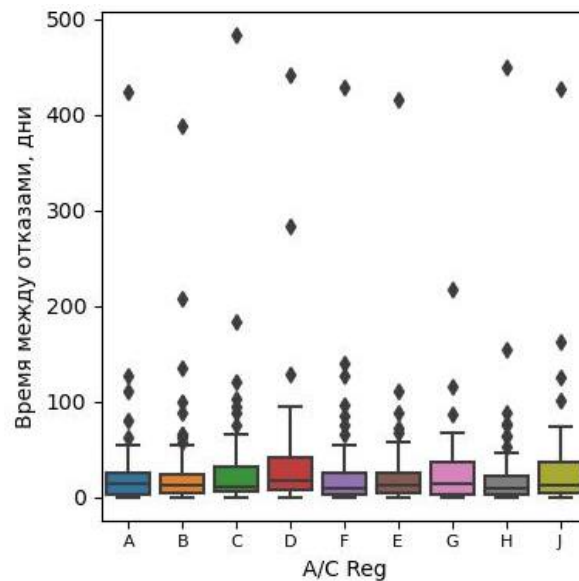


Рисунок 3 – Диаграммы размаха временных интервалов в днях между отказами по категории CS 33-40

В соответствии с этим, для достижения цели исследования была выполнена фильтрация данных по 0,95 квантилю для исключения из выборки anomalously long time intervals, которые, соответствуют периодам длительного простоя ВС. Удаление этих выбросов позволяет построить прогностическую модель, адекватно описывающую процесс отказов именно в условиях нормальной эксплуатации, и избежать искажения ключевых статистических параметров.

Выбор и обоснование функции распределения вероятности.

Первичный визуальный анализ гистограммы распределения временных интервалов, показанной на рисунке 4, демонстрирует характерную форму с правосторонней асимметрией, свойственную показательному (экспоненциальному) закону $\text{Exp}(\lambda)$ [10]. Однако для построения надежной прогностической модели визуальной оценки недостаточно. Для строгости статистического вывода была проведена проверка альтернативных гипотез.

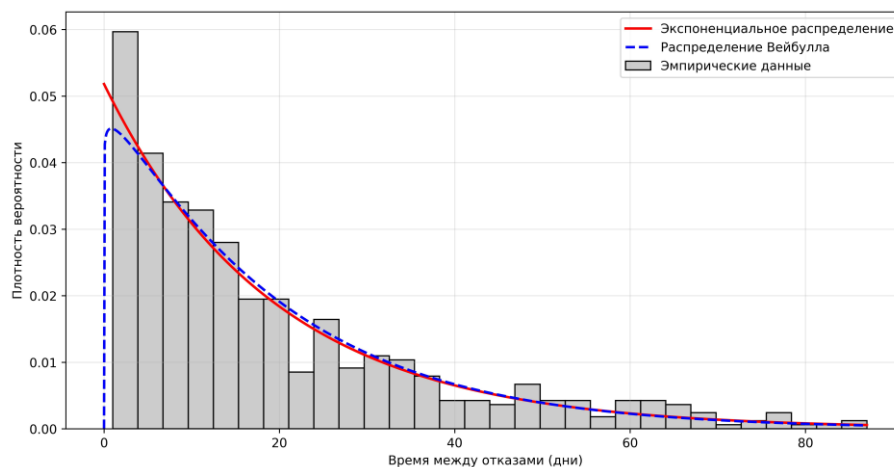


Рисунок 4 – Гистограмма распределения временных интервалов между ТОиР для CS 33-40 и наложенные кривые плотности вероятности экспоненциального распределения и распределения Вейбулла

В качестве основной конкурирующей модели было выбрано двухпараметрическое распределение Вейбулла $W(\beta, \eta)$, являющееся обобщением экспоненциального закона и

стандартом в теории надежности для описания систем с изменяющейся интенсивностью отказов (наличием эффектов приработки или старения) [10]:

$$f_x(t) = \begin{cases} \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta-1} e^{-\left(\frac{t}{\eta}\right)^\beta}, & t \geq 0, \\ 0, & t < 0 \end{cases} \quad (1)$$

где t – время до отказа, β – параметр формы, η – параметр масштаба.

Для фильтрованной выборки объемом $N = 573$ наблюдения (после исключения неэксплуатационных простоев) методом максимального правдоподобия при помощи python библиотеки `scipy 1.16.3` были оценены параметры моделей.

Для экспоненциального распределения (рисунок 4) расчетное значение интенсивность отказов

$$\lambda = \frac{1}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N t_i} \quad (2)$$

принимает следующее значение $\lambda = 0,0518$.

Для распределения Вейбулла параметр формы $\beta = 1,039$, а параметр масштаба $\eta = 19,6091$.

Величина $\beta \approx 1,04$ с физической точки зрения указывает на то, что поток отказов исследуемой системы носит стационарный, чисто случайный характер, не отягощенный выраженными процессами накопления усталости ($\beta > 1$) или производственных дефектов ($\beta < 1$). Фактически, распределение Вейбулла в данном случае вырождается в экспоненциальное.

Для количественного сравнения качества моделей и исключения риска переобучения были использованы информационный критерий Акаике (AIC) и критерий согласия Колмогорова-Смирнова (D) [12]. Результаты сравнительного анализа представлены в таблице 2.

Таблица 2 – Сравнительный анализ качества аппроксимации эмпирических данных

Вероятностная модель	Оцененные параметры	Критерий Акаике (AIC)	Статистика Колмогорова-Смирнова (D)	p -значение (КС-тест)
Экспоненциальное распределение $\text{Exp}(\lambda)$	$\lambda = 0,0518$	4540,39	0,0505	0,1041
Распределение Вейбулла $W(\beta, \eta)$	$\beta = 1,039$, $\eta = 19,6091$	4541,05	0,0542	0,0669

Анализ данных таблицы 2 позволяет сделать следующие выводы. Экспоненциальная модель имеет меньшее значение AIC, чем модель Вейбулла. Это означает, что введение дополнительного параметра формы не дает статистически значимого прироста в точности описания данных, а лишь увеличивает сложность модели. Согласно принципу парсимонии, предпочтение следует отдать более простой модели.

Обе модели показывают p -значение $> 0,05$, что означает, что ни одна из них не отвергается статистически. Однако экспоненциальное распределение демонстрирует более высокое p -значение (0,1041 против 0,0669) и меньшее значение D -статистики 0,0505 против 0,0542), что говорит о лучшем соответствии эмпирическим данным на всем диапазоне значений.

Результаты численного моделирования находят визуальное подтверждение при анализе квантиль-квантильного графика (QQ-plot), представленного на рисунке 5. График

отображает зависимость между квантилями эмпирической выборки и теоретическими квантилями экспоненциального распределения.

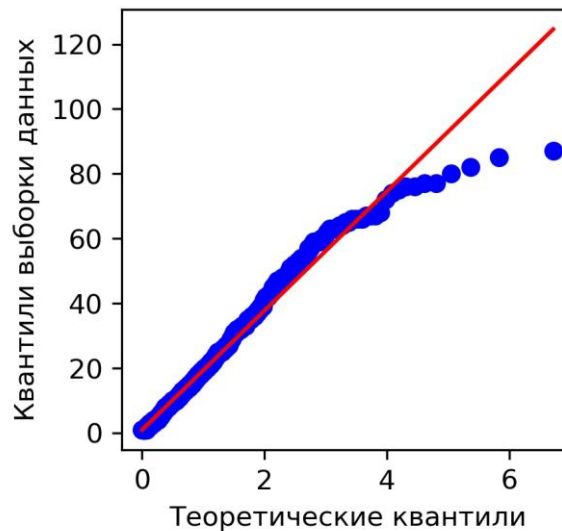


Рисунок 5 – QQ-plot: диаграмма рассеяния для сравнения квантилей эмпирических и теоретических данных

На графике наблюдается высокая степень линейной корреляции, при которой большинство точек располагается вдоль референсной прямой $y = x$. Это свидетельствует о том, что выбранная модель адекватно описывает основную массу эксплуатационных событий.

Характерное отклонение точек от прямой в области верхних квантилей, где наблюдаемые интервалы оказываются несколько короче теоретических предсказаний, является ожидаемым артефактом для реальных систем ТОиР. Периодические формы технического обслуживания (A-check, C-check) и превентивные замены компонентов ограничивают возможность возникновения экстремально длинных интервалов между записями, которые допускает теоретическое экспоненциальное распределение.

Следует отметить, что построение аналогичного QQ-plot для распределения Вейбулла не выявило визуально значимых отличий и не устранило данное отклонение в «хвосте», что еще раз подтверждает вывод о нецелесообразности усложнения модели.

Таким образом, выбор экспоненциального закона распределения в данном исследовании является не упрощением, а статистически обоснованным решением. Доказано, что для рассматриваемого типа оборудования и условий эксплуатации применение более сложных моделей является избыточным и не повышает прогностическую точность.

Разработка прогностической модели.

На основании результатов статистического анализа и сравнительной оценки качества аппроксимации (см. таблицу 2), в качестве базовой математической модели для прогнозирования отказов категории CS 33-40 принят экспоненциальный закон распределения.

Математически вероятность того, что случайное время до следующего отказа T не превысит заданный временной интервал t (т.е. вероятность возникновения потребности в техническом обслуживании в течение ближайших t дней), описывается кумулятивной функцией распределения:

$$F(t) = P(T \leq t) = 1 - e^{-\lambda t}, \quad t \geq 0. \quad (3)$$

Физический смысл полученного параметра λ раскрывается через его обратную величину – среднее время наработки на отказ:

$$E[T] = \frac{1}{\lambda} \approx \frac{1}{0,0518} \approx 19,3 \text{ дня.} \quad (4)$$

Важно подчеркнуть, что полученное в (4) значение характеризует надежность системы именно в периоды активной эксплуатации (благодаря процедуре предварительной фильтрации простоев), что делает его более точным ориентиром для планирования, чем простое календарное усреднение.

Графическая интерпретация разработанной прогностической модели представлена на рисунке 6 в виде кривой нарастания вероятности отказа.

Полученная модель (рисунок 6) позволяет выполнить прогноз о вероятности обслуживания ВС по типу неисправности CS 33-40 в течение определенного числа дней. Например, вероятность возникновения потребности в ТОиР в течении 10 дней составляет 40,4 %, а в течении 50 дней – 92,5 %.

Результаты и их обсуждение.

В исследовании показано, что для массовых компонентов типа «эксплуатация до отказа» на примере внешнего светового оборудования простая однопараметрическая модель экспоненциального распределения является не только допустимой, но и статистически оптимальной. Сравнительный анализ с двухпараметрическим распределением Вейбулла (по критериям АИС и тесту Колмогорова-Смирнова) показал, что усложнение математического аппарата не приводит к значимому повышению точности прогноза.

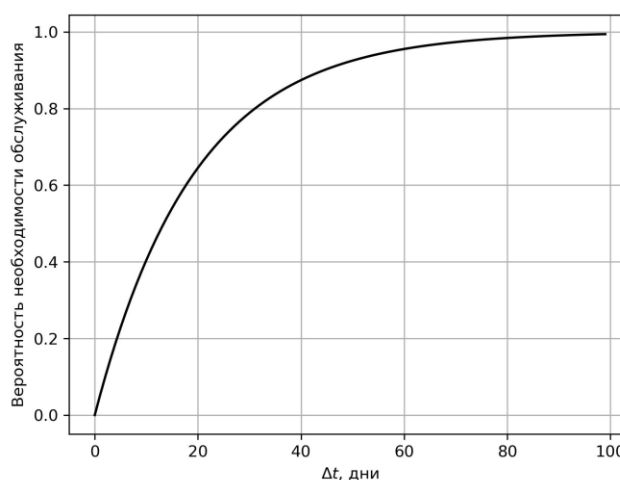


Рисунок 6 – Кривая нарастания вероятности отказа для категории CS 33-40

Ключевые преимущества предложенного подхода заключаются в следующем.

1. В отличие от моделей МО, параметры разработанной модели имеют ясный физический смысл (наработка на отказ). Это критически важно для сертификации методик ТОиР авиационными регуляторами, требующими прозрачности алгоритмов принятия решений.

2. Модель легко интегрируется в существующие информационные системы управления ТОиР и не требует значительных вычислительных мощностей или разметки больших данных, что делает ее доступной для внедрения в авиакомпании среднего размера.

3. Методика предварительной фильтрации данных (цензурирование неэксплуатационных простоев) позволяет получать устойчивые оценки надежности даже в условиях нестабильной эксплуатации.

Вместе с тем, необходимо обозначить границы применимости полученной модели. Допущение о постоянной интенсивности отказов ($\lambda = \text{const}$) справедливо для электронных

и электрических компонентов, подверженных случайным сбоям, но не может быть автоматически перенесено на механические узлы с выраженным усталостным износом (тормозные диски, шины, лопатки турбин), где требуется применение распределений Вейбулла или Гамма.

Кроме этого, модель является агрегированной для всего парка. Она усредняет влияние индивидуальных особенностей эксплуатации конкретного борта (маршрутная сеть, климатические условия базирования). Включение этих ковариат могло бы повысить точность, однако требует значительно большего объема данных, чем доступно в стандартных отчетах о дефектах.

Несмотря на ограничения, предложенный подход является универсальным. Он может быть успешно масштабирован на другие системы авионики и электрооборудования, отказы которых также носят стохастический характер. Таким образом, работа обеспечивает хорошую основу для поэтапного перехода оператора от реактивного обслуживания к предиктивному управлению надежностью парка.

Заключение.

В ходе исследования разработана и валидирована методика прогнозирования потребности в техническом обслуживании для систем с внезапным характером отказов. На основе сравнительного анализа доказано, что для выбранного объекта (внешнее световое оборудование) экспоненциальная модель является статистически оптимальной, делая применение более сложного распределения Вейбулла избыточным. Важным методологическим вкладом стало обоснование фильтрации неэксплуатационных простоев, устраняющее критические искажения оценок надежности.

Практическая значимость работы заключается в создании прозрачного, интерпретируемого инструмента для инженерных служб, позволяющего оптимизировать складские запасы и повысить регулярность полетов. Предложенный подход служит эффективной, вычислительно легкой альтернативой моделям МО для массовых стохастических систем, обеспечивая высокую точность прогноза в условиях реальной эксплуатации.

Список литературы

1. Alomar, I., Nikita, D. (2025). Managing Operational Efficiency and Reducing Aircraft Downtime by Optimization of Aircraft On-Ground (AOG) Processes for Air Operator. *Appl. Sci.* vol. 15, article no. 5129. <https://doi.org/10.3390/app15095129>.
2. Jammal, P., Pinon-Fischer, O., Mavris, D., Wagner, G. (2025). Predictive Maintenance of Aircraft Braking Systems: A Machine Learning Approach to Clustering Brake Wear Patterns. *AIAA SciTech Forum*. <https://doi.org/10.2514/6.2025-0710>.
3. Shen, Y., Khorasani, K. (2020). Hybrid multi-mode machine learning-based fault diagnosis strategies with application to aircraft gas turbine engines. *Neural Netw.*, vol. 130, pp. 126-142. 10.1016/j.neunet.2020.07.001. Epub 2020 Jul 8. PMID: 32673847.
4. Qi Liu, Zhiyao Zhang, Peng Guo, Yi Wang, Junxin Liang (2024). Enhancing aircraft engine remaining useful life prediction via multiscale deep transfer learning with limited data, *Journal of Computational Design and Engineering*, Volume 11, Issue 1, February 2024, Pages 343–355, <https://doi.org/10.1093/jcde/qwae018>.
5. Deng, S., Zhou, J. (2024). Prediction of Remaining Useful Life of Aero-engines Based on CNN-LSTM-Attention. *Int J Comput Intell Syst* 17, 232. <https://doi.org/10.1007/s44196-024-00639-w>.
6. Elsherif, S.M., Hafiz, B., Makhlof, M.A. (2025). A deep learning-based prognostic approach for predicting turbofan engine degradation and remaining useful life. *Sci Rep* 15, 26251 <https://doi.org/10.1038/s41598-025-09155-z>.
7. Dangut, M.D., Jennions, I.K., King, S. (2023). A rare failure detection model for aircraft predictive maintenance using a deep hybrid learning approach. *Neural Comput & Applic* 35, 2991–3009. <https://doi.org/10.1007/s00521-022-07167-8>

8. Juseong Lee, Mihaela Mitici, (2023). Deep reinforcement learning for predictive aircraft maintenance using probabilistic Remaining-Useful-Life prognostics, Reliability Engineering & System Safety, Volume 230, 108908, <https://doi.org/10.1016/j.res.2022.108908>.
9. Yuanfu Li, Yao Chen, Zhenchao Hu, Huisheng Zhang (2023). Remaining useful life prediction of aero-engine enabled by fusing knowledge and deep learning models, Reliability Engineering & System Safety, Volume 229, 108869, <https://doi.org/10.1016/j.res.2022.108869>.
10. Air Transport Association of America, 2021, iSpec 2200: Information Standards for Aviation Maintenance, Harvard Dataverse <https://doi.org/10.7910/DVN/G1DSMX>.
11. Каштанов В.А., Медведев А.И. (2010). Теория надежности сложных систем. – 2-е изд., перераб. – М.: ФИЗМИАТЛИТ. С – 606. / Kashtanov V.A., Medvedev A.I. (2010). Teoriya nadezhnosti slozhnykh sistem. – 2-e izd, pererab. – М.: FIZMIATLIT. – 606 s.
12. Wasserman, L. (2004). All of statistics: A concise course in statistical inference. New York, NY: Springer.

СЫРТҚЫ ЖАРЫҚ ЖАБДЫҚТАРЫНЫҢ МЫСАЛЫНДА АВИАЦИЯЛЫҚ ЖҮЙЕЛЕРГЕ ТЕХНИКАЛЫҚ ҚЫЗМЕТ КӨРСЕТУДІҢ БОЛЖАМДЫ МОДЕЛІНІҢ СТАТИСТИКАЛЫҚ НЕГІЗДЕМЕСІ ЖӘНЕ ВАЛИДАЦИЯСЫ

Аңдатпа. Мақала нақты пайдалану деректерін статистикалық талдау негізінде авиациялық техникаға техникалық қызмет көрсетудің болжамды моделін құру әдістемесін әзірлеуге және валидациялауға арналған. Модельдік объект ретінде оқиғалардың жоғары жиілігімен және ұшулардың жүйелілігіне сыни әсерімен сипатталатын "сыртқы жарық жабдығы" (External lights) істен шығу санаты таңдалды. Зерттеу жеті жыл ішінде тоғыз әуе кемесіне техникалық қызмет көрсету және жөндеу туралы 13204 жазбалар жиынтығына негізделген. Жұмыстың әдіснамалық жаңалығы- деректерді алдын-ала өңдеу процедурасын негіздеу. Әуе кемелерінің ұзақ тұруына байланысты қалыптан тыс аралықтарды цензурау үшін 0,95 квантиль бойынша сүзу қолданылды. Негізгі нәтиже-сәтсіздік ағынын сипаттау үшін экспоненциалды үлестіруді таңдаудың статистикалық негіздемесі. Вейбулдың екі параметрлі таралуымен салыстырмалы талдау (Акаике ақпараттық критерийі мен Колмогоров-Смирновтың сынағы негізінде) модельдің күрделенуімен дәлдіктің айтарлықтай өсуінің жоқтығын көрсетті (β формасының параметрі 1,04). Соңғы нәтиже-сәтсіздік тәуекелдерін сандық бағалауға мүмкіндік беретін құрылған ықтималдық моделі. Жұмыстың практикалық маңыздылығы инженерлік қызметтер үшін түсіндірілетін құралды құру болып табылады, ол машиналық оқыту модельдерінен айырмашылығы шешім қабылдаудың ашықтығын және қойма қорларын оңтайландыруды қамтамасыз етеді.

Түйін сөздер: болжамды техникалық қызмет көрсету, сенімділік теориясы, сәтсіздіктерді талдау, экспоненциалды үлестіру, уақыт қатарлары, болжамды модель.

STATISTICAL JUSTIFICATION AND VALIDATION OF A PREDICTIVE MAINTENANCE MODEL FOR AIRCRAFT SYSTEMS: A CASE STUDY OF EXTERNAL LIGHTING EQUIPMENT

Abstract. This paper is devoted to the development and validation of a methodology for constructing a predictive maintenance model for aircraft systems based on statistical analysis of real operational data. The failure category "External Lights" was selected as the model object, as it is characterized by a high event frequency and a critical impact on flight schedule regularity. The study is based on a dataset comprising 13,204 maintenance and repair records for nine aircraft collected over a seven-year period. The methodological novelty of the work lies in the justification of the data preprocessing procedure. A 0.95-quantile-based filtering approach was applied to censor anomalous inter-event times associated with extended aircraft downtime. The

key result is the statistical justification for selecting the exponential distribution to describe the failure process. A comparative analysis with the two-parameter Weibull distribution, using the Akaike Information Criterion and the Kolmogorov–Smirnov goodness-of-fit test, demonstrated no statistically significant improvement in accuracy when increasing model complexity (shape parameter $\beta \approx 1.04$). The final outcome is a probabilistic model that enables quantitative assessment of failure risks. The practical significance of the study lies in the development of an interpretable decision-support tool for engineering and maintenance services which, unlike machine learning models, ensures transparency in decision-making and supports optimization of spare parts inventory management.

Keywords: predictive maintenance, reliability theory, failure analysis, exponential distribution, time series, predictive model.

Сведение об авторах

Каипбек Мэлскызы	Гульсанат	Докторант, Академия Гражданской Авиации, Алматы, Казахстан E-mail: kaipbegulsanat@gmail.com
Савостин Александрович	Алексей	Кандидат технических наук, ассоциированный профессор, профессор кафедры «Энергетика и радиоэлектроника» Северо-Казахстанского университета им. М. Козыбаева, Петропавловск, Казахстан E-mail: asavostin@ku.edu.kz
Кошекков Темірбаевич	Кайрат	Доктор технических наук, профессор, проректор по научной деятельности, Академия Гражданской Авиации, Алматы, Казахстан, E-mail: kkoshekov@mail.ru
Савостина Владимировна	Галина	PhD, доцент кафедры «Энергетика и радиоэлектроника» Северо-Казахстанского университета им. М. Козыбаева, Петропавловск, Казахстан E-mail: gvsavostina@ku.edu.kz

Авторлар туралы мәлімет

Каипбек Мэлскызы	Гульсанат	Азаматтық авиация академиясының докторанты, Алматы, Қазақстан E-mail: kaipbegulsanat@gmail.com
Савостин Александрович	Алексей	Техника ғылымдарының кандидаты, қауымдастырылған профессор, Солтүстік Қазақстан университетінің "Энергетика және радиоэлектроника" кафедрасының профессоры. М. Қозыбаева, Петропавл, Қазақстан E-mail: asavostin@ku.edu.kz
Көшекков Темірбаевич	Кайрат	Техника ғылымдары докторы, профессор, , Азаматтық авиация академиясының ғылыми жұмыстар жөніндегі проректоры, Алматы, Қазақстан, E-mail: kkoshekov@mail.ru
Савостина Владимировна	Галина	PhD, Солтүстік Қазақстан университетінің "Энергетика және радиоэлектроника" кафедрасының доценті. М. Қозыбаева, Петропавл, Қазақстан E-mail: gvsavostina@ku.edu.kz

Information about the authors

Gulsanat Kaipbek	Doctoral researcher, Civil Aviation Academy, Almaty, Kazakhstan, E-mail: kaipbegulsanat@gmail.com
Alexey Savostin	Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Professor of the Department of "Power Engineering and Radio Electronics" of the M. Kozybayev North Kazakhstan University, Petropavlovsk, Kazakhstan E-mail: asavostin@ku.edu.kz
Kairat Koshekov	Doctor of Technical Sciences, Professor, Vice-Rector for Scientific Activities, Civil Aviation Academy, Almaty, Kazakhstan E-mail: kkoshekov@mail.ru
Galina Savostina	PhD, Associate Professor of the Department of "Power Engineering and Radio Electronics" of the M. Kozybayev North Kazakhstan University, Petropavlovsk, Kazakhstan E-mail: gvsavostina@ku.edu.kz