

# ПРОГНОЗИРОВАНИЕ РЕДКИХ СОБЫТИЙ ПРИ ОЦЕНКЕ ОСТАТОЧНОГО РЕСУРСА ОБОРУДОВАНИЯ

**К.С. Задиран**

*Волгоградский государственный технический университет*  
Россия, 400005, Волгоград, пр. им. Ленина, 28  
E-mail: konstantin.zadiran@gmail.com

**М.В. Щербakov**

*Волгоградский государственный технический университет*  
Россия, 400005, Волгоград, пр. им. Ленина, 28  
E-mail: maxim.shcherbakov@vstu.ru

**Ключевые слова:** редкие события, остаточный ресурс оборудования, машинное обучение, прогнозирование, турбинные двигатели.

**Аннотация:** Достижения в машиностроении позволяют создавать более эффективное оборудование, однако при этом повышается его сложность. Существуют различные стратегии планирования технического обслуживания, среди которых наиболее перспективной является предиктивная стратегия, основанная на прогнозировании отказов – редких событий в жизненном цикле оборудования. Тема прогнозирования редких событий мало разработана. Существующие методы используют агрегированные методы по рабочим циклам данные. При этом отсутствуют широко распространенные методы для прогнозирования по не агрегированным данным, которые имеют на порядки больший объем. Предлагается метод прогнозирования остаточного ресурса, обобщающий агрегирование данных в рабочие циклы, идентификацию процесса деградации. В метод также включен новый подход по формированию обучающей выборки в условиях редких событий с отсеиванием параметров, вносящих наибольшее количество шума в результат прогнозирования. В результате применения предложенного метода удалось повысить точность на 5.2-8.8%.

## 1. Введение

Управление жизненным циклом промышленного оборудования является важной составляющей процесса эксплуатации [1]. От его эффективности зависит надежность, доступность, общая стоимость эксплуатации [2, 3]. В современных стратегиях управления жизненным циклом акцент сделан на оценку состояния оборудования и его прогнозирование, а также прогнозирование отказов [4]. Отказы являются редкими событиями в жизненном цикле оборудования. Таким образом, прогнозирование отказов сводится к задаче прогнозирования редких событий.

Исследований по этой теме проведено немного и в литературе нет устоявшегося определения редких событий. В различных работах они определяются по-разному. Это могут быть события, вероятность которых низка, но при этом они имеют значительные последствия для среды возникновения [5]. Частота и вероятность возникновения подобных событий не фиксированы и варьируются для различных отраслей [5]. Матрицы анализа рисков применяются в таких сферах, как авиация [6] и морской

транспорт [7]. В них, как правило, учитывается не только редкость событий, но ещё и серьезность последствий их возникновения, где финальная критичность возникновения отдельных событий вычисляется как производная этих двух параметров. Существуют классификации редких событий, которые подразделяют их на категории [8], где к самым редким событиям отводят те, что имеют вероятность возникновения  $<0.01$ .

Как мы видим, четкое универсальное определение на данный момент отсутствует, и определяется для каждой сферы применения и имеющихся данных индивидуально. В данной статье анализируется предметная область прогнозирования отказов турбовентиляторных двигателей. Для этой области характерно наличие двух форм данных: агрегированной, где одна запись описывает один рабочий цикл [9] и не агрегированной, где имеющиеся данные отражают динамику процесса во времени без привязки к рабочим циклам оборудования [4]. Для данной области оценки остаточного ресурса оборудования, последнее определение с вероятностью возникновения менее 0.01 является наиболее подходящим для агрегированной формы данных. Для не агрегированной формы редким может считаться событие, вероятность возникновения которого менее  $10^{-6}$  для посекундной дискретизации.

Отказ оборудования является примером редкого события. С целью прогнозирования отказа, вводится параметр RUL (Remaining Useful Life – остаточный ресурс оборудования) [10]. Он позволяет представить момент наступления отказа в виде количественного показателя. Смысл значения RUL – разница между текущим моментом времени и моментом наступления следующего отказа. Параметр рассчитывается по формуле 1. Иллюстрация RUL приведена на рис. 1.

$$(1) \quad RUL_t = t_{EOL} - t \quad (1),$$

где  $RUL_t$  – значение остаточного ресурса для момента  $t$ ,  $t$  – текущий момент времени,  $t_{EOL}$  – момент наступления отказа.

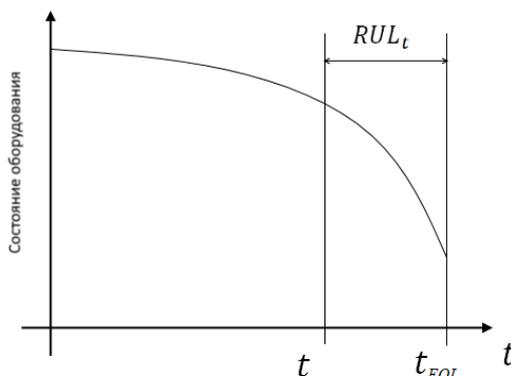


Рис. 1. Зависимость между моментом отказа и остаточным ресурсом [10].

При прогнозировании остаточного ресурса оборудования, используя не агрегированные данные в качестве входных, помимо редкости событий добавляются проблемы большого объема вышеупомянутых высокочастотных (для данной области) данных, неоднородности рабочих циклов оборудования [4].

## 2. Предлагаемый метод

Для решения данных проблем предлагается метод, который обобщает методы агрегирования данных о рабочих циклах [4] и идентификации процесса деградации оборудования [11]. Общая схема метода приведена на рис. 2.

Входные данные – многомерный временной ряд, содержащий измерения датчиков турбовентиляторного двигателя с частотой 1Гц.

Выходные данные – прогноз RUL.

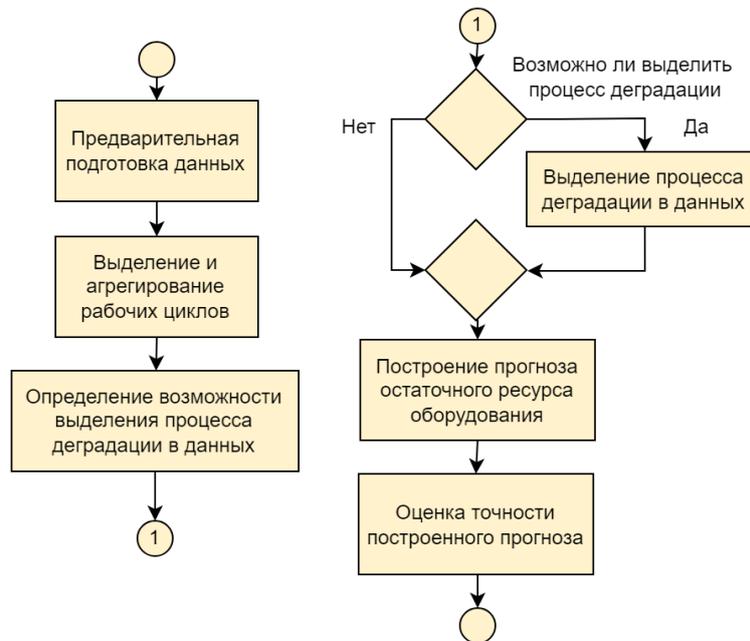


Рис. 2. Общая схема предлагаемого обобщающего метода.

На первом шаге производится предварительная подготовка данных, включающая агрегирование данных до 1 измерения в минуту, нормализацию, удаление параметров с нулевой вариацией.

На следующем шаге производится идентификация рабочих циклов. Иллюстрация данного шага приведена на рис. 3. Идентифицируются стадии рабочих циклов – простой, прогрев, работа под нагрузкой, остывание.

Для каждого цикла для каждого измеряемого параметра рассчитывается среднее, а также среднее верхнего и нижнего децилей.

После шага агрегирования данных выполняется формирование обучающей выборки. Процесс формирования описан в статье [4].

На следующем шаге определяется возможность идентификации процесса деградации. Данный шаг необходим, так как метод идентификации деградации требует определенного минимального количества данных для правильного выполнения. Общая схема метода приведена на рис. 4. Для применения на имеющихся данных этот метод был модифицирован по отношению к оригиналу [11] – модель прогнозирования CNN была заменена на XGBoost с целью сократить требования к количеству входных данных с >10000 записей до >1000 записей во входной выборке.

На следующем шаге обучается модель на данных деградации, если была произведена идентификация процесса деградации, или на всех данных, если необходимое условие для идентификации процесса деградации не было выполнено.

При  $n$  входных параметров, формируются выборки, содержащие от  $n - 3$  до  $n$  параметров, на которых производится обучение модели. На каждой из этих выборок

обучается модель. Таким образом, мы можем отсеять параметры, которые вносят максимальное количество шума в данные.

На шаге оценки точности построенного прогноза, все модели верифицируются на отдельной выборке, не входившей в обучающую и проверочную. Выбирается обученная модель, показавшая наибольшую точность.



Рис. 3. Схема шага агрегирования данных [4].

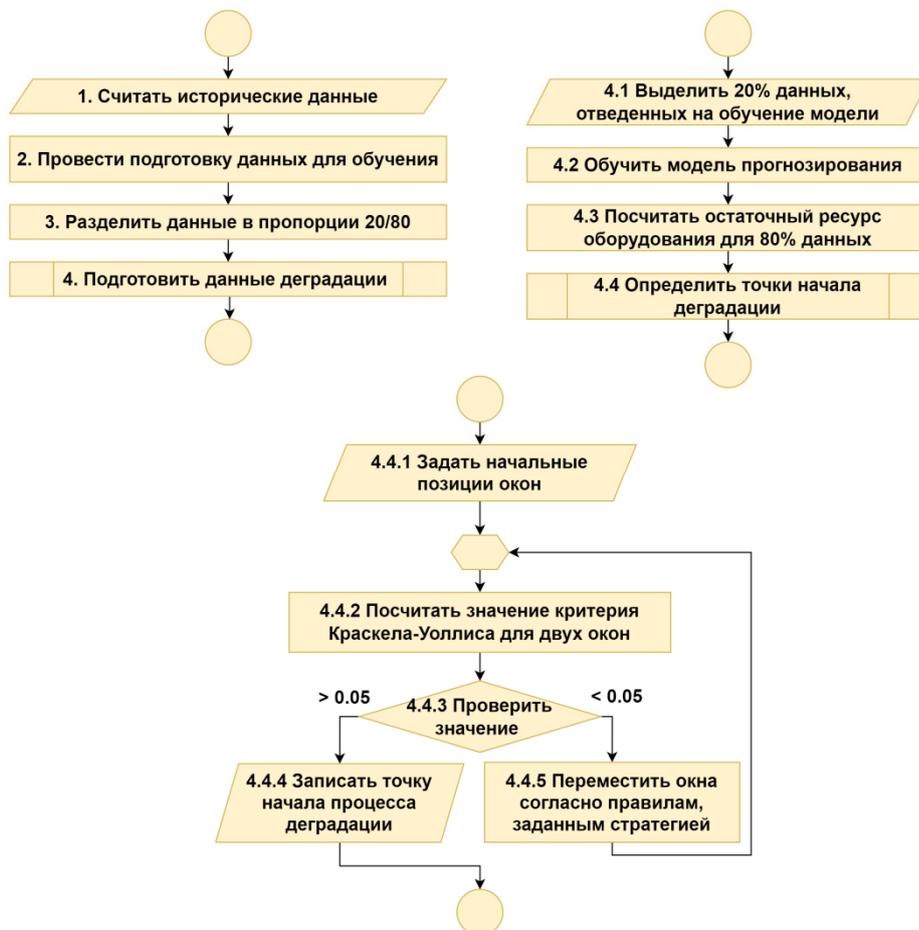


Рис. 4. Схема шага идентификации процесса деградации [11].

### 3. Результаты

Для прогнозирования использовался набор данных эксплуатации турбовентиляторного двигателя. Данные содержат 8 параметров – различных характеристик смазочной системы, 63млн. записей с частотой 1Гц, 5 отказов.

На шаге идентификации рабочих циклов и их агрегирования было идентифицировано 110 рабочих циклов. Так как это число меньше минимально необходимого количества записей для идентификации процесса деградации, этот шаг был пропущен.

Для оценки прогноза использовались метрики RMSE и MAE[12].

Результаты прогнозирования приведены в таблице 1. Сравнение производилось между методом из статьи [4], обозначенным в таблице «Агрегирование данных» и предложенным методом, обозначенным в таблице «Агрегирование данных + идентификация деградации».

**Таблица 1.** Оценка результатов прогнозирования.

Метод	RMSE	MAE
Агрегирование данных	14.02	10.71
Агрегирование данных + идентификация деградации	12.78	10.15

## 4. Заключение

В данной статье рассматриваются редкие события, проблемы их прогнозирования при оценке состояния оборудования. Сформировано определение редких событий для рассматриваемой предметной области. Состояние оборудования выражается через величину RUL – остаточный ресурс. Разработан новый метод прогнозирования RUL, опирающийся на использование агрегирования входных данных, сокращая размер выборки от 63млн. записей до 110 рабочих циклов и переходя к прогнозированию от величины времени к количеству рабочих циклов до отказа. Помимо агрегации, метод включает шаг идентификации процесса деградации. Разработанный метод позволяет повысить точность прогнозирования RUL на 8,8% RMSE и 5.2% MAE в исследуемом в работе сценарии применения к газотурбинным двигателям.

Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 24-21-00483, <https://rscf.ru/project/24-21-00483/>.

## Список литературы

1. Куприяновский В.П., Намиот Д.Е., Дрожжинов В.И., Куприяновская Ю.В., Иванов М.О. Интернет вещей на промышленных предприятиях // International Journal of Open Information Technologies. 2016. № 12. С. 156-161.
2. Гунина И.А., Шкарупета Е.В., Решетов В.В. Прорывное технологическое развитие промышленных комплексов в условиях цифровой трансформации // Инновационные кластеры цифровой экономики: теория и практика. 2018. С. 535-554.
3. Лысенко С.В., Тен Э.В. Об оценке остаточного ресурса башенных кранов // Проблемы современной науки и образования. 2016. № 1. С. 98-102.
4. Задиран К.С. Новый метод прогнозирования остаточного ресурса оборудования для высокочастотных данных с неоднородной длительностью рабочих циклов // Известия ЮФУ. Технические науки. 2023. № 4 (234). С. 65-74.
5. King G., Zeng L. Logistic Regression in Rare Events // Political Analysis. 2002. No. 9.
6. Смулов М.Ю., Куклев Е.А., Евдокимов В.Г., Гипич Г.Н. Безопасность полетов воздушных судов гражданской авиации с учетом рисков возникновения негативных событий // Транспорт российской федерации. 2012. № 1 (38). С. 50-54.

7. Вальдман Н.А. О применении экспертно-статистического метода при оценке риска морских работ. Транспорт Российской Федерации. 2011. № 2 (33). С. 40-42.
8. A comprehensive survey on rare event prediction. <https://arxiv.org/abs/2309.11356> (дата обращения 15.01.2024).
9. NASA Turbofan Jet Engine Data Set. <https://www.kaggle.com/datasets/behrad3d/nasa-cmaps> (дата обращения: 15.01.2024).
10. Cheng J.C., Chen W., Chen K., Wang Q. Data-driven predictive maintenance planning framework for MEP components based on BIM and IoT using machine learning algorithms // Automation in Construction. 2020. No. 112. P. 1-21.
11. Zadiran K.S., Shcherbakov M.V. New Method of Degradation Process Identification for Reliability-Centered Maintenance of Energy Equipment // Energies. 2023. No. 16. P. 575.
12. Shcherbakov M.V. A Survey of Forecast Error Measures // World Applied Sciences Journal (WASJ). 2013. Vol. 24. P. 171-176.