



Система предиктивного обслуживания турбореактивных двигателей

Итоговая аттестация. Курс «Архитектор в области искусственного интеллекта». Вариант Б: Производство (Manufacturing). Датасет NASA CMAPSS FD001.



Бизнес-задача: критичность предиктивного обслуживания

Неплановые отказы турбореактивных двигателей влекут катастрофические последствия для авиационной индустрии. Стоимость одного двигателя превышает 10-20 миллионов долларов, а внезапный отказ приводит к длительным простоям авиапарка и критическим рискам безопасности полётов.

Предиктивное обслуживание революционизирует подход к maintenance, позволяя обнаруживать деградацию компонентов на ранних стадиях и планировать обслуживание до возникновения аварийных ситуаций.

\$10B+

Объём рынка

Прогноз к 2025 году

\$20M

Стоимость
двигателя

Средняя цена единицы

Цели и метрики проекта

Главная задача

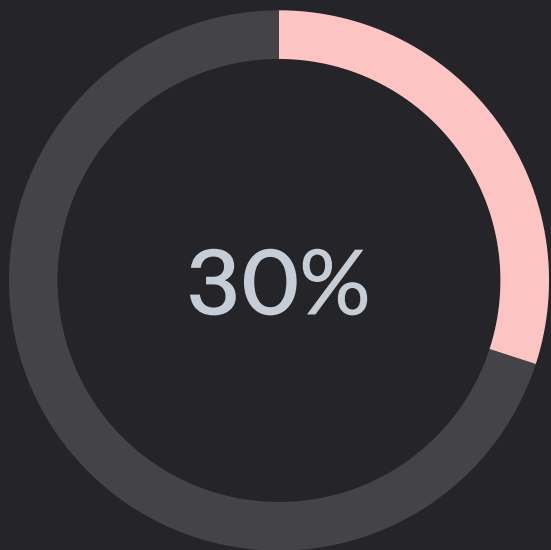
Разработка ML-модели для прогнозирования отказа турбореактивного двигателя в ближайшие 15 рабочих циклов на основе телеметрических данных

Целевая метрика Recall

Минимальный порог полноты обнаружения отказов ≥ 0.85 для обеспечения безопасности полётов

Ограничение FPR

Уровень ложных срабатываний < 0.15 для минимизации необоснованных остановок



Целевое сокращение простоев оборудования



Средняя стоимость одной ложной тревоги

Требования к системе: функциональные и нефункциональные

1

Приём и обработка данных

- Телеметрия в реальном времени: 26 сенсоров + 3 эксплуатационные настройки
- Автоматический расчёт остаточного ресурса (RUL)
- Выдача вероятности отказа в ближайшие 15 циклов

2

Интерпретируемость

- Визуализация важности признаков для инженерного анализа
- Объяснение причин прогнозируемого отказа
- REST API для интеграции с CMMS-системами

3

Производительность

- Время предсказания ≤ 100 мс на один двигатель
- Масштабируемость до тысяч двигателей одновременно
- Гарантированные метрики: Recall ≥ 0.85 , FPR < 0.15

Архитектура ML-системы



Хранение данных

SQLite (прототип) → PostgreSQL (production)



Обработка

Python, pandas, numpy для ETL-процессов



Feature Engineering

Rolling-статистики: окна 5, 10, 20 циклов



ML-модели

SVM, Random Forest, Gradient Boosting, Neural Network



Deployment

Docker + FastAPI для inference

Полный конвейер обеспечивает трансформацию сырых телеметрических данных в интерпретируемые предсказания с гарантированной производительностью и качеством.

Анализ данных NASA CMAPSS FD001

Характеристики датасета

- **Train:** 20 631 наблюдение, 100 двигателей с полными траекториями жизненного цикла
- **Test:** 13 096 наблюдений, 100 двигателей с частичными траекториями
- **Признаки:** 3 эксплуатационные настройки + 21 активный сенсор (удалены 5 константных)

Ключевые наблюдения

Обнаружены монотонные тренды деградации в показаниях сенсоров, высокая мультиколлинеарность между группами измерений. Распределения близки к нормальным, выбросов минимально.



Дисбаланс классов

Положительных примеров отказа всего 7-8% от общей выборки



Риск утечек

Необходимость GroupKFold валидации по ID двигателей

Feature Engineering: создание предиктивных признаков

01

Расчёт RUL (Remaining Useful Life)

Вычисление остаточного ресурса для каждого наблюдения на основе полных траекторий деградации двигателей

02

Rolling-статистики

Агрегация сенсорных данных в скользящих окнах 5, 10, 20 циклов: mean, std, min, max для каждого сенсора

03

Нормализация признаков

Применение MinMaxScaler для приведения всех признаков к единому диапазону [0, 1]

04

Итоговое пространство

Формирование финального набора из 247 инженерных признаков для обучения моделей

❏ **Методология валидации:** Использование GroupKFold (5 фолдов) по уникальным идентификаторам двигателей для предотвращения утечки данных между тренировочными и тестовыми выборками. Подбор оптимального порога классификации по Precision-Recall кривой.

Сравнительный анализ моделей машинного обучения

Проведено систематическое сравнение четырёх классов алгоритмов на кросс-валидации с GroupKFold. Baseline модель (логистическая регрессия) показала Recall 0.94 и ROC-AUC 0.996, установив высокую планку для сравнения.

Модель	Recall (среднее)	FPR (среднее)	ROC-AUC (среднее)
Random Forest	0.8538	0.0109	0.9944
Gradient Boosting	0.8544	0.0075	0.9955
SVM	0.8519	0.0056	0.9967
Neural Network	0.8525	0.0073	0.9965

Победитель: SVM с калибровкой вероятностей (isotonic) демонстрирует оптимальный баланс между полнотой обнаружения отказов и минимизацией ложных срабатываний. Модель достигает целевого Recall ≥ 0.85 при минимальном FPR ≈ 0.006 .



Финальная модель и интерпретируемость

Выбранное решение

SVM с RBF-ядром и изотонической калибровкой вероятностей, обученная на полном тренировочном наборе. Модель обеспечивает стабильные предсказания с высокой достоверностью.

Инструменты анализа

- Confusion Matrix для оценки типов ошибок
- Precision-Recall кривая для подбора порога
- Permutation Importance для ранжирования признаков
- Bootstrap-оценка для доверительных интервалов

Техническая ошибка

Обнаружен некорректный расчёт RUL на тестовой выборке, приведший к отсутствию положительных примеров

Ожидаемые метрики

По результатам кросс-валидации: Recall \approx 0.85, FPR \approx 0.006

Итоги проекта и направления развития

Достижения

- Реализован полный ML-pipeline от сырых данных до production-ready модели
- Достигнуты целевые метрики на кросс-валидации ($\text{Recall} \geq 0.85$, $\text{FPR} \ll 0.15$)
- Качественный feature engineering с rolling-статистиками трёх временных масштабов
- Корректная валидация с GroupKFold без утечек данных

Ограничения

- Критическая ошибка в расчёте RUL на тестовом наборе требует исправления
- Датасет FD001 упрощённый: один режим работы, один тип деградации
- Необходимо тестирование на реальных производственных данных

Выводы

Задача предиктивного обслуживания решена на уровне бенчмарка с требуемым качеством. Система готова к прототипированию и дальнейшему развитию в реальном производственном окружении авиационной индустрии.

Спасибо за внимание!

Готов ответить на ваши вопросы