

ПОДХОД К ПРОГНОЗИРОВАНИЮ ОСТАТОЧНОГО РЕСУРСА АВИАЦИОННЫХ ДВИГАТЕЛЕЙ

Абдулнагимов А.И., Алекторов Г.К.

Уфимский университет науки и технологий, г. Уфа, abdulnagimov.ai@ugatu.su

Ключевые слова: силовые установки, остаточный ресурс, нейронные сети, *Transformer, LSTM.*

Введение

Прогнозирование отказов и оценка остаточного ресурса сложных технических систем представляет собой важную задачу для обеспечения безопасности, надежности и эффективной эксплуатации. Авиация предъявляет высокие требования к уровню безопасности и надежности. Отказ двигателя в полете грозит серьезными последствиями. Предсказывая возможные неисправности заранее, можно предотвратить опасные ситуации и обеспечить безопасность пассажиров и экипажа.

Сегодня использование интеллектуальных алгоритмов в виде глубоких и рекуррентных нейронных сетей позволяет решать разные задачи прогнозирования, включая прогнозирование технического состояния сложных технических систем, отказов и ресурса. Например, рекуррентные нейронные сети LSTM применяются в задачах оценки остаточного ресурса, включая физически обоснованное моделирование деградации. В работе [1] применяется архитектура LSTM для задачи оценки остаточного ресурса, предложены различные ее комбинации для достижения лучшего качества, представляя физически обоснованный подход к моделированию распространения повреждений в газотурбинных двигателях. В работе [2] предлагается применение архитектуры LSTM для задачи прогнозирования остаточного срока службы электронных компонентов на примере кольцевого генератора. В работе [3] предложена новая сверточно-ориентированная архитектура LSTM – CLSTM, где CLSTM продемонстрировала превосходство по точности прогнозирования остаточного ресурса и вычислительной эффективности по сравнению с классическими глубокими моделями CNN и LSTM.

В настоящее время архитектуру Transformer активно адаптируют для решения задач в областях, связанных с анализом временных последовательностей, включая прогнозирование временных рядов, обработку сигналов и данных от сенсоров [4]. Это открывает перспективы для создания универсальных моделей, способных эффективно работать с различными типами последовательных данных и создавать системы прогнозирования остаточного ресурса и технического состояния. Анализ существующих алгоритмов показал, что архитектура Transformer, а именно ее *encoder* часть может стать успешной основой для новой нейросетевой модели предиктивного анализа остаточного ресурса газотурбинных двигателей (ГТД).

Подготовка данных

В качестве основного источника данных для проведения экспериментов использовался набор данных C-MAPSS [5], имитирующий поведение крупного турбовентиляторного двигателя тягой 40 тонн в различных полетных условиях. В данных присутствует 3 управляющих параметра (*os1* – высота полета, *os2* – угол поворота дроссельной заслонки, *os3* – число Маха) и значения 21 датчика – давление на входе в вентилятор, давление на выходе из компрессора высокого давления, температура газов на выходе компрессора и турбины, обороты вращения вентилятора и вала ротора, потоки охлаждающей жидкости и др. В обучающей выборке каждый двигатель деградирует до полного отказа, что делает возможным обучение моделей прогнозирования на данных, охватывающих весь жизненный цикл тепловой машины. Данные представляют собой множество многомерных временных рядов с информацией о 100 двигателях и продолжительностью работы от 130 до 360 циклов (рис. 1).

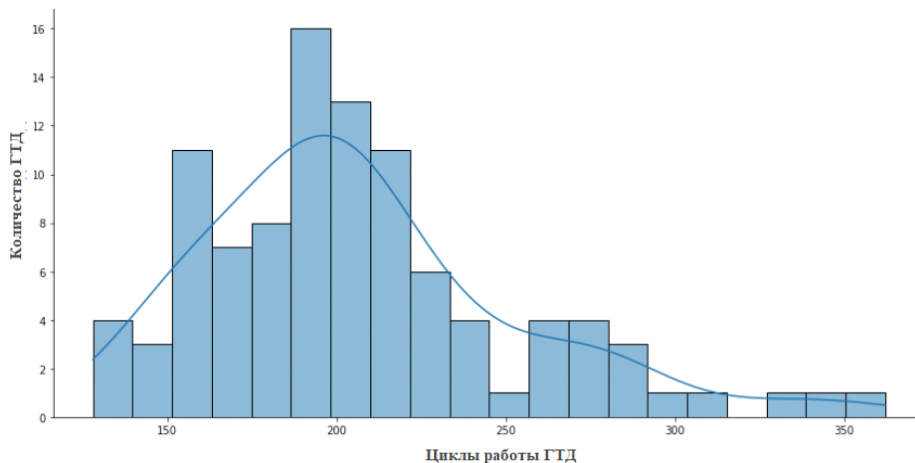


Рис. 1 – Распределение циклов работы исследуемых двигателей

Анализ параметров исследуемых двигателей позволил разделить их на три группы:

1. Постоянные признаки (инвариантные) – 8 параметров. Данные параметры были удалены, т.к. они не несли полезной информации для задачи прогнозирования деградации.

2. Стационарные признаки с шумовой природой – 3 параметра, которые демонстрируют колебания вокруг фиксированного среднего значения.

3. Нестационарные признаки с выраженным трендом – 13 параметров демонстрируют четко выраженные тренды, которые описывают процессы износа и деградации.

Для оценки взаимозависимости признаков между собой построена тепловая карта корреляций, на основе которой определены 16 параметров, используемые для прогноза.

В дополнение к стандартной нормализации признаков и удалению инвариантных переменных на этапе предобработки данных была проведена процедура подавления шума и сглаживания временных рядов с помощью фильтра Калмана (рис. 2).

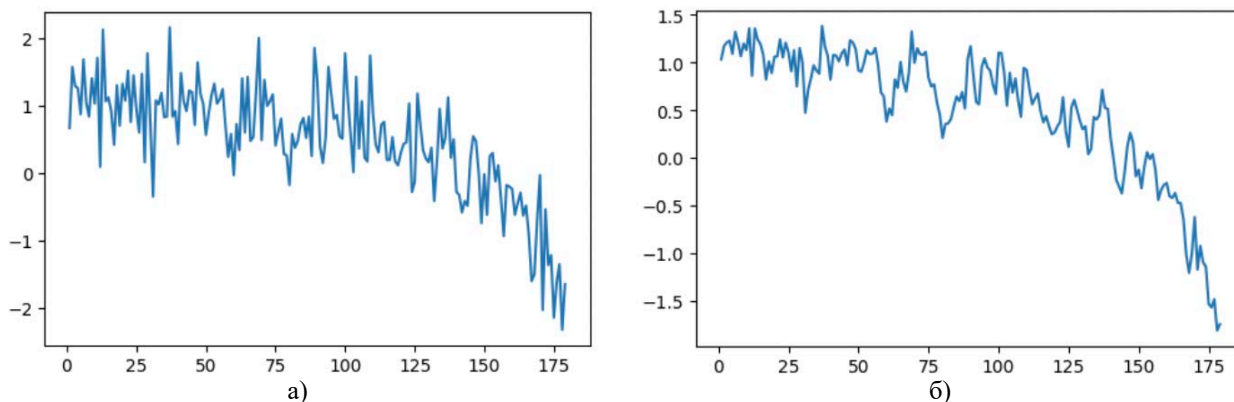


Рис. 2 – Давление компрессора высокого давления до (а) и после (б) фильтрации

Интеллектуальная модель прогнозирования остаточного ресурса

Разработанная модель прогнозирования остаточного ресурса основана на архитектуре Transformer. Модель включает следующие ключевые компоненты: входной нелинейный блок с управляющим механизмом (*gating mechanism*), *encoder*-блок, модуль позиционного кодирования, агрегатор скрытых представлений и выходной регрессионный слой. Проведено сравнение разработанной модели *transformer* с классической рекуррентной моделью LSTM (Long Short Term Memory). Модели обучались с использованием оптимизатора Adam и среднеквадратичной функцией потерь. Конфигурация *Transformer* имела: число *attention*-слоев – 1, число *encoder*-блоков – 1, значение *dropout* – 0,8.

Обе модели обучались на протяжении 100 эпох с параметрами: *batch size*=16, *learning rate* = 0,0002, окном временной истории = 20 шагов.

Анализ чувствительности моделей к размерности скрытого пространства (параметр d_model) приведен в табл. 1. Из анализа таблицы видно, что наилучший результат достигнут разработанной моделью при $d_model=4$, с ошибкой $MSE=56$ и $MAE=7$. Это существенно превышает точность LSTM-архитектуры при любом значении скрытой размерности.

Табл. 1 – Зависимость точности моделей от размерности скрытого пространства

d_model	Transformer	LSTM
3	60	166
4	56	128
5	74	154
8	81	173
12	99	196

Тестирование модели проводилось на сотом экземпляре ГТД ($id=100$) из тестовой выборки, данные деградации и остаточного ресурса которого не подавались на обучение.

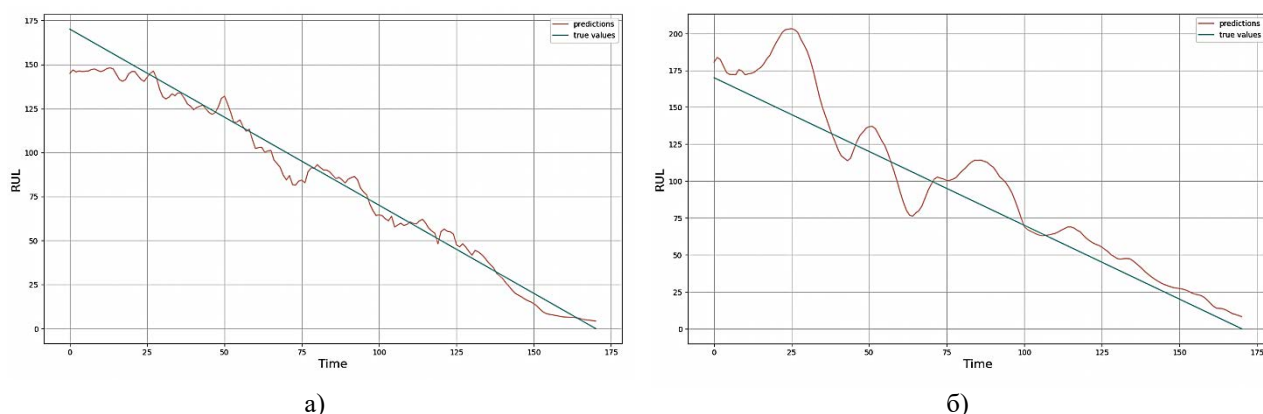


Рис. 3 – Результаты прогнозирования остаточного ресурса (RUL) модели Transformer (а) и модели LSTM (б). Синяя линия – реальные данные, красная линия – прогноз

Результаты моделирования показывают, что прогноз модели Transformer точнее и составляет погрешность в среднем 56 циклов (рис. 3). Модель LSTM демонстрирует значительные отклонения, что указывает на ограниченную обобщающую способность.

Выводы.

В работе рассмотрены методы прогнозирования остаточного ресурса сложных технических систем, на примере прогнозирования остаточного ресурса авиационного ГТД нейросетевыми алгоритмами. Предложенная архитектура Transformer с входным gating-механизмом и модифицированным encoder-блоком позволяет объединить преимущества механизмов самовнимания с эффективной фильтрацией и обработкой входных признаков. Экспериментальное исследование на симулированном наборе данных C-MAPSS показало, что разработанная модель превосходит классическую LSTM-модель по точности прогнозирования, устойчивости к шумам и способности следовать динамике деградации.

Список литературы

1. Saxena A., Goebel K., Simon D., Eklund N. Damage propagation modeling for aircraft engine run-to-failure simulation // 2008 International Conference on Prognostics and Health Management. 2008. pp. 1-9. IEEE.
2. Zhang Y., Xiong R., He H., Liu Z. A LSTM-RNN method for the lithium-ion battery remaining useful life prediction // 2017 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-Harbin). 2017. pp. 1-4. IEEE.
3. Ma M., Mao Z. Deep-convolution-based LSTM network for remaining useful life prediction // IEEE Transactions on Industrial Informatics. 2020. Vol. 17, No. 3. pp. 1658-1667.
4. Wen Q., Zhou T., Zhang C., Chen W., Ma Z., Yan J., Sun L. Transformers in time series: A survey // arXiv preprint arXiv:2202.07125. 2022.

5. Данные C-MAPSS. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/behrad3d/nasa-cmaps> (дата обращения 26.05.2025)

Сведения об авторах

Абдулнагимов Ансаф Ирекович, доцент, канд. техн. наук, область научных интересов: исследования в области автоматического управления, идентификации и интеллектуальных методов контроля и диагностики авиационных двигателей

Алекторов Глеб Константинович, студент кафедры вычислительной математики и кибернетики, область научных интересов: искусственный интеллект, машинное обучение

APPROACH TO PREDICTING REMAINING USEFUL LIFE OF AIRCRAFT ENGINES

Abdulnagimov A.I., Alektorov G.K.
Ufa University of Science and Technology, Ufa

The study explores intelligent models based on LSTM recurrent neural networks and the Transformer architecture for predicting degradation and remaining useful life of aircraft power plants. The C-MAPSS dataset is used for simulating the operation of a turbo fan jet engines. The proposed Transformer model with a modified encoder block demonstrates good prediction accuracy and generalization capability compared to LSTM.