

Применение LSTM ENCODER-DECODER моделей для выявления аномалий в работе энергетического оборудования

Егоров Максим Сергеевич, Шевченко Михаил Евгеньевич
Научный руководитель: Полковников Александр Александрович

Волжский филиал
ФГАОУ ВПО "Волгоградский государственный университет"

31 октября 2023 г.

Введение

Введение

Для обеспечения контроля технологического процесса используются системы мониторинга и диагностики оборудования, которые осуществляют сбор технологических параметров работы оборудования. Таким образом, возникает массив данных, которые могут быть проанализированы с целью повышения надежности и безопасности эксплуатации энергетического оборудования. Одним из методов анализа данных является применение моделей выявления аномалий. Технологическое применение данных моделей возможно для параметров, которые представляют собой временные ряды.

Временные ряды

Временным рядом называют последовательность наблюдений, упорядоченную по какому-либо параметру. К временным рядам можно отнести параметры, представленные аналоговыми сигналами.

Результаты применения моделей прогнозирования технологических параметров могут быть использованы для выявления аномальных состояний в работе энергетического оборудования на ранних этапах.

Пример, который будем использовать — данные параметра температуры баббита упорного подшипника турбины. Будем обозначать данный временной ряд $X = \{x_i\}_{i=1}^n$.

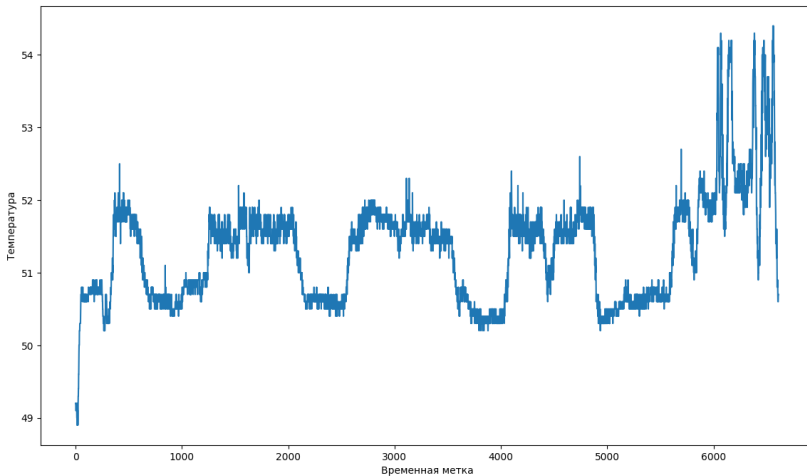


Рис. 1: Температура баббита упорного подшипника турбины

Модели выявления аномалий во временных рядах

Правило трех постоянных сигм (Constant 3-sigma rule)

Пусть X — данный временной ряд в котором n наблюдений,
 $X = \{x_i\}_{i=1}^n$

Определим среднее

$$\mathbb{E}X = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

и стандартное отклонение

$$\sigma_X = \sqrt{\mathbb{D}X}$$

данного временного ряда X со значениями x_i , $i \in \{1, n\}$.

Утвердим, что если $|x_i| \geq \mathbb{E}X + 3 \cdot \sigma_X$, то в i -й момент времени произошла аномалия.

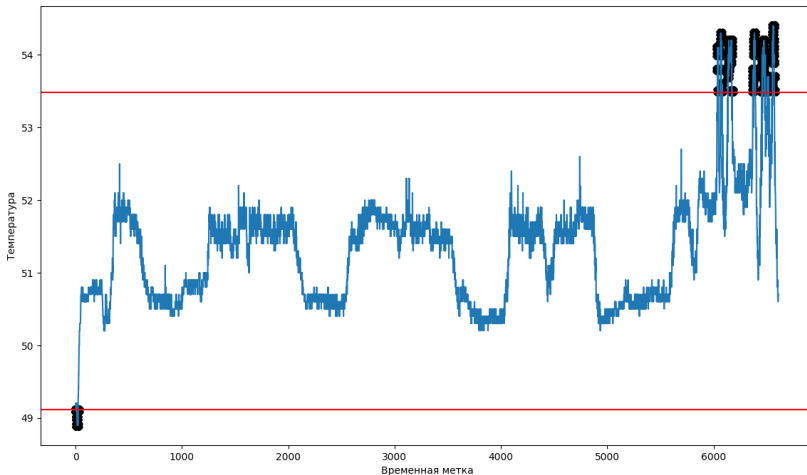


Рис. 2: Пример правила трех постоянных сигм

Правило трех скользящих сигм (Rolling 3-sigma rule)

Пусть k — некоторое последнее наблюдение ряда X , тогда

$$X_k = \{x_i\}_{i=1}^k$$

Определим скользящее среднее

$$\mathbb{E}X_k = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k x_i$$

И скользящее стандартное отклонение

$$\sigma_{X_k} = \sqrt{\mathbb{D}X_k}$$

где k - срез по последнему наблюдению временного ряда. Теперь, если $|x_j| \geq \mathbb{E}X_j + 3 \cdot \sigma_{X_j}$, то в j -й момент времени произошла аномалия.

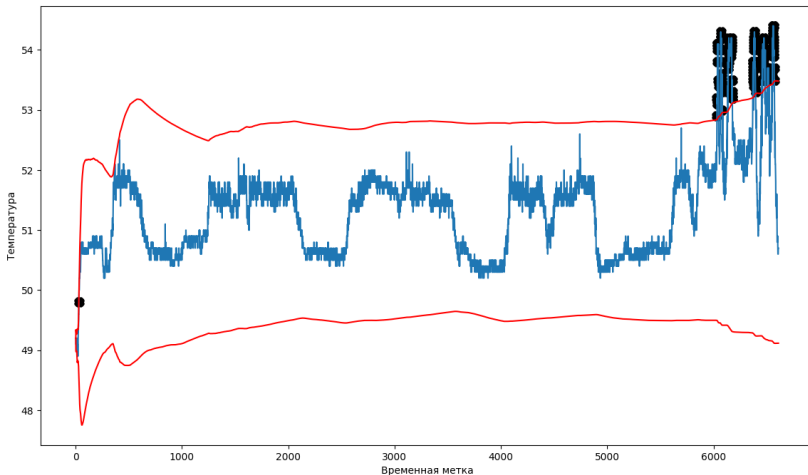


Рис. 3: Пример правила трех скользящих сигм

Постоянный межквартильный размах (Constant IQR)

Пусть $F_X(x)$ — функция распределения сл. величины данного нам временного ряда.

Обозначим

$$Q_1 : F_X(Q_1) = 0,25,$$

$$Q_3 : F_X(Q_3) = 0,75.$$

Введем $IQR = Q_3 - Q_1$.

Будем говорить, что x_i — аномалия, если:

$$\begin{cases} x_i \geq Q_3 + 1,5 \cdot IQR \\ x_i \leq Q_1 - 1,5 \cdot IQR \end{cases}$$

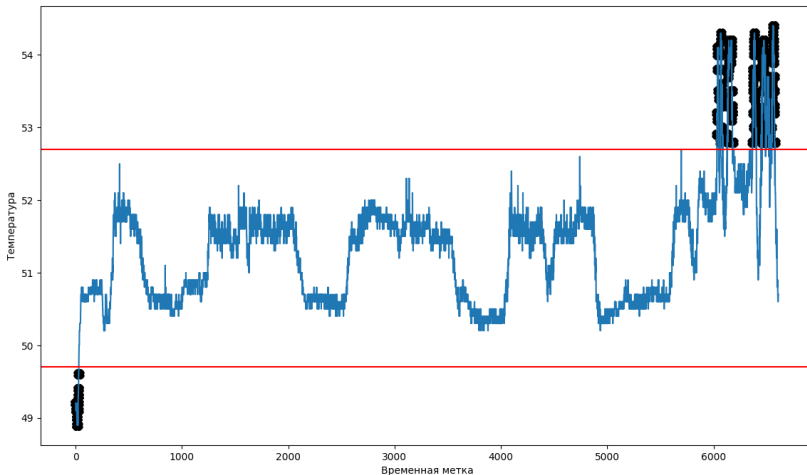


Рис. 4: Пример постоянного межквартильного размаха

Скользящий межквартильный размах (Rolling IQR)

По аналогии со скользящим правилом трех сигм, возьмем некоторое k , и обозначим ряд $X_k = \{x_i\}_{i=1}^n$

Теперь обозначим

$$Q_{1_k} : F_{X_k}(Q_{1_k}) = 0,25,$$

$$Q_{3_k} : F_{X_k}(Q_{3_k}) = 0,75.$$

Тогда $IQR_{k=Q_{3_k}-Q_{1_k}}$.

Будем говорить, что x_j — аномалия, если

$$\begin{cases} x_j \geq Q_{3_j} + 1,5 \cdot IQR_j \\ x_j \leq Q_{1_j} - 1,5 \cdot IQR_j \end{cases}$$

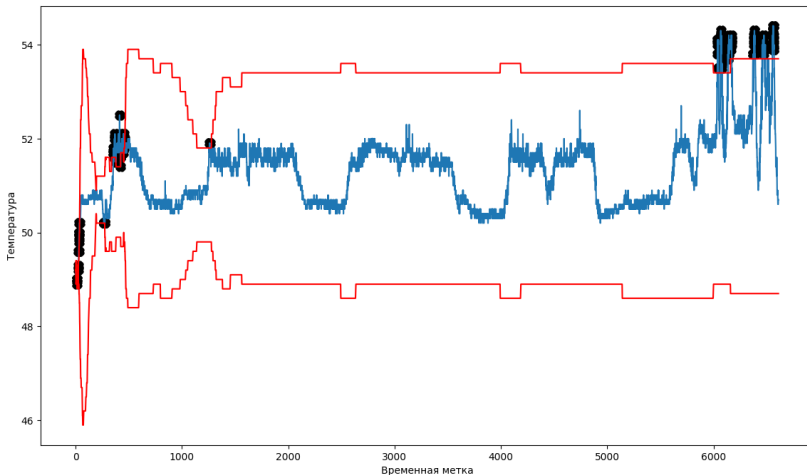


Рис. 5: Пример скользящего межквартильного размаха

LSTM ENCODER-DECODER модели

Long short-term memory (LSTM) - архитектура рекуррентных нейронных сетей. LSTM-сеть хорошо приспособлена к обучению на задачах обработки и прогнозирования временных рядов. Разобьем исходный ряд X на m равных частей:

$$X = \bigcup_{i=1}^m X_i,$$

причем

$$X_i = \bigcup_{k=1}^i X_k.$$

Каждый X_i разобьем на тренировочную и тестовую части, на них будем учить *LSTM* модель.

Будем считать $RMSE$ на тестовой и тренировочных частях для каждого разбиения X_i , $i \in \{1, m\}$.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (y_j - \hat{y}_j)^2},$$

где y_j — предсказанные значения моделью, а \hat{y}_j — фактические значения. Составим отношение

$$\frac{TEST_{i_{MAPE}}}{TRAIN_{i_{MAPE}}}. \quad (1)$$

Теперь, с помощью ранее описанных моделей будем фиксировать выбросы и определять участок разбиения с аномалиями. Затем, на каждом таком выбросе будем запускать модели трех сигм или межквартильного размаха и вычислять аномалии.

Пример запуска программы

```
model = models.ModelLSTM(1, 1, 1)

anomaly_lstm = models.AnomalyLSTM(nn_model=model,
                                   data=data,
                                   num_epochs=15,
                                   n_splits=10,
                                   threshold=1,
                                   plot=False,
                                   all_outputs=True,
                                   show_print=False)

anomalies = anomaly_lstm.anomalies

utils.anomalies_plot(data=data.iloc[:, 1],
                     anomalies=anomalies)
```

Рис. 6: Код для запуска LSTM модели

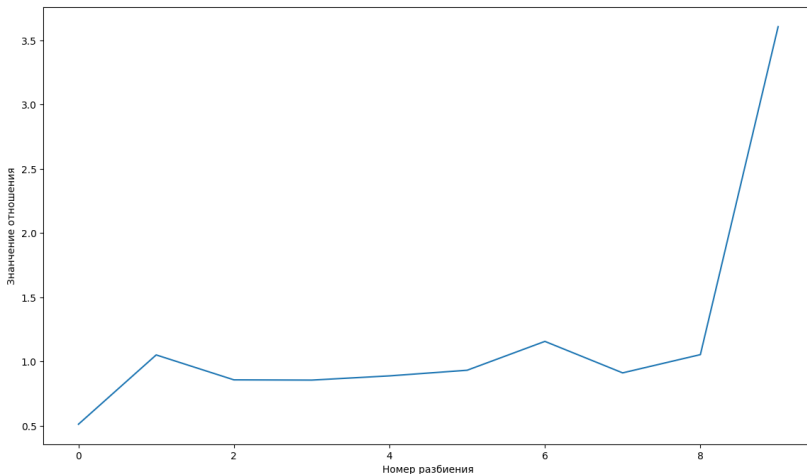


Рис. 7: Значения отношения (1) на каждом разбиении

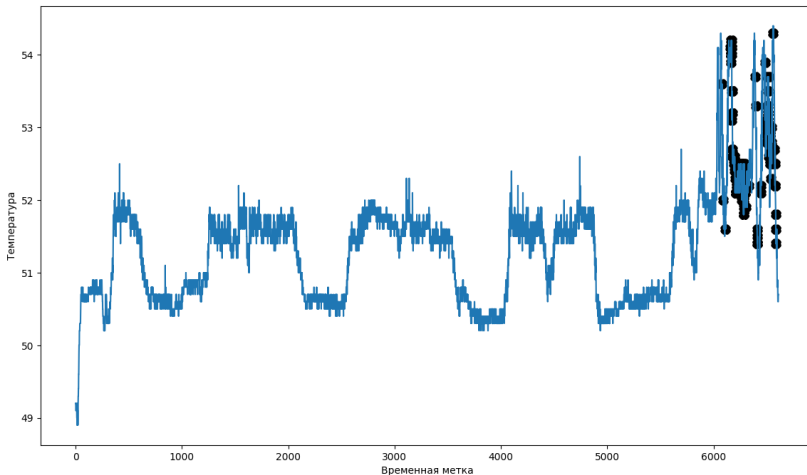


Рис. 8: Пример работы LSTM ENCODER-DECODER модели

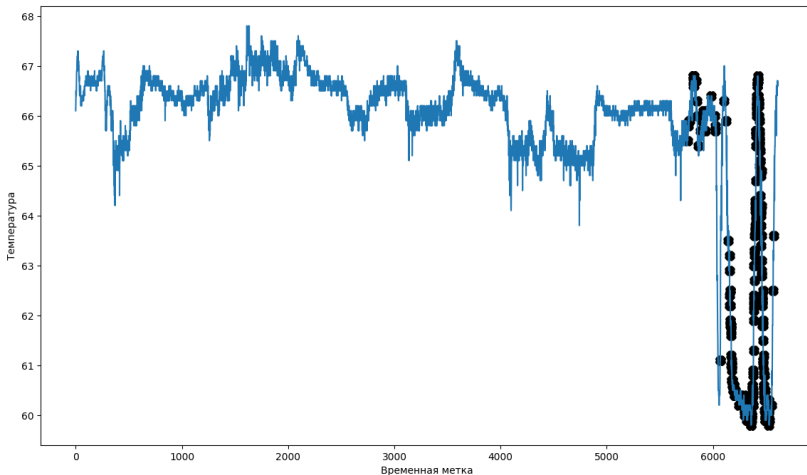


Рис. 9: Пример работы LSTM ENCODER-DECODER модели на данных другого подшипника

Заключение

Полученные результаты могут быть использованы для построения систем, направленных на выявление развития дефектов и предупреждения аварийных режимов работы. Данная модель применялась к параметру температуры баббита, однако данная модель также может применяться для обнаружения аномалий иных технологических параметров. Такие модели могут быть применены для предупреждения отказов оборудования, оптимизации процессов регулирования и управления технологическими параметрами, а также для выявления скрытых закономерностей в данных, которые могут быть использованы для улучшения эффективности работы станции.

Спасибо за внимание!

E-mail: maksim.egorov1@yandex.ru