



B. D. Science

**Задача 15. Модель раннего обнаружения неисправностей
промышленного оборудования**



Команда «B. D. Science»



**Пётр
Ларин**

- Капитан команды
- Data Scientist
- <https://t.me/petrlarin>



**Светлана
Хорольская**

- Data Scientist
- https://t.me/IO_v_Ol



**Игорь
Шахматов**

- Data Scientist
- https://t.me/Igor_Shakhmatov_DS



**Марина
Запорожец**

- Data Scientist
- <https://t.me/mazavlia>



**Любовь
Ильина**

- Data Scientist
- https://t.me/Lyubov_Ilyina_Sterkhova



Мы – команда начинающих дата-сайентистов. Нас объединяет то, что мы только что закончили курс по Data Science в МГТУ им. Н. Э. Баумана и решили попробовать силы не на учебных, а на реальных задачах.

Мы выбрали задачу 15 потому, что ее фокус не на разработке, а на анализе данных.

Познакомившись с задачей ближе и осознав ее масштаб, мы решили сконцентрироваться на разделении подходов для предсказания наличия аварий типа М1 в выброшенных интервалах (подзадача №1) и предсказания неисправностей типа М3 в остальных интервалах (подзадача №2) и построении отдельных моделей для двух подзадач.



Наша гипотеза состоит в том, что, незадолго до наступления аварии М1, на графиках показателей соответствующей машины будут появляться характерные паттерны (сигнатуры), которые сможет распознать одномерная сверточная нейронная сеть.

Для обучения CNN мы подготовили датасет, элементами которого являются фрагменты X_train. Каждый такой фрагмент имеет 16 столбцов, соответствующих показателям одной из машин, на интервале в 10 минут (61 строка).

Один элемент датасета

DT	ЭКСГАУСТЕР 9. ТОК РОТОРА 1	ЭКСГАУСТЕР 9. ТОК РОТОРА 2	ЭКСГАУСТЕР 9. ТОК СТАТОРА	ЭКСГАУСТЕР 9. ДАВЛЕНИЕ МАСЛА В СИСТЕМЕ	ЭКСГАУСТЕР 9. ТЕМПЕРАТУРА ПОДШИПНИКА НА ОПОРЕ 1	ЭКСГАУСТЕР 9. ТЕМПЕРАТУРА ПОДШИПНИКА НА ОПОРЕ 2	ЭКСГАУСТЕР 9. ТЕМПЕРАТУРА ПОДШИПНИКА НА ОПОРЕ 3	ЭКСГАУСТЕР 9. ТЕМПЕРАТУРА ПОДШИПНИКА НА ОПОРЕ 4	ЭКСГАУСТЕР 9. ТЕМПЕРАТУРА МАСЛА В СИСТЕМЕ	ЭКСГАУС ТЕМПЕРА1 МАСЛ МАСЛОБЛ
2019-03-19 14:00:10	0.902000	0.902000	0.475000	337.130000	46.240000	51.920000	40.560000	54.111499	21.174060	39.34
2019-03-19 14:00:20	0.738000	0.738000	0.475000	332.360000	45.430000	50.659107	39.932358	54.350000	19.470000	39.75
2019-03-19 14:00:30	0.902000	0.902000	0.520000	328.288000	46.240000	50.785304	39.752081	53.624738	22.720000	40.56
2019-03-19 14:00:40	0.683333	0.683333	0.460000	324.654000	45.998824	50.704178	40.076582	54.273755	21.900000	38.94
2019-03-19 14:00:50	0.820000	0.820000	0.520000	320.996000	45.430000	50.785304	39.995457	53.624739	21.336311	39.75
...
2019-03-19 14:09:30	0.820000	0.820000	0.390000	180.237500	45.430940	44.051788	37.805041	49.811786	19.470000	37.32
2019-03-19 14:09:40	1.025000	1.025000	0.350000	158.704000	45.430940	43.537986	38.039412	48.680000	21.090000	38.94
2019-03-19 14:09:50	0.820000	0.820000	0.346667	155.323333	45.512066	43.646154	38.130000	49.490000	20.768424	38.13
2019-03-19 14:10:00	19.515000	19.515000	0.376667	155.380000	45.268687	43.646154	37.967298	49.649531	21.092932	38.53
2019-03-19 14:10:10	331.414000	331.414000	0.416000	155.596667	45.349814	43.810000	37.805041	49.325025	20.687299	38.94

61 rows × 16 columns

[illegible]

В датасет попадают все фрагменты, содержащие аварии М1 с **меткой класса “1”** и все фрагменты, предшествующие авариям М1 на протяжении 3 часов – с **меткой класса “2”**. К ним добавляются избранные фрагменты, изолированные от аварий, с **меткой “0”** в количестве, необходимом для сбалансированного датасета.



На вход обученной CNN подаются фрагменты из X_{test} , предшествующие пропускам на интервале в 3 часа (18 интервалов). Таким образом, на каждый пропуск мы получаем 18 меток класса, из которых методом голосования определяется наличие аварии в пропуске.

Данный подход не предусматривает определения конкретного технического места.

Предсказания модели содержатся в файле [submission_1.xlsx](#).

Подход к решению подзадачи №2

Подготовка данных

После установления периодов с авариями типа M1, они исключаются или подбираются данные, не содержащие M1

1

2

3

4

Подготовка данных

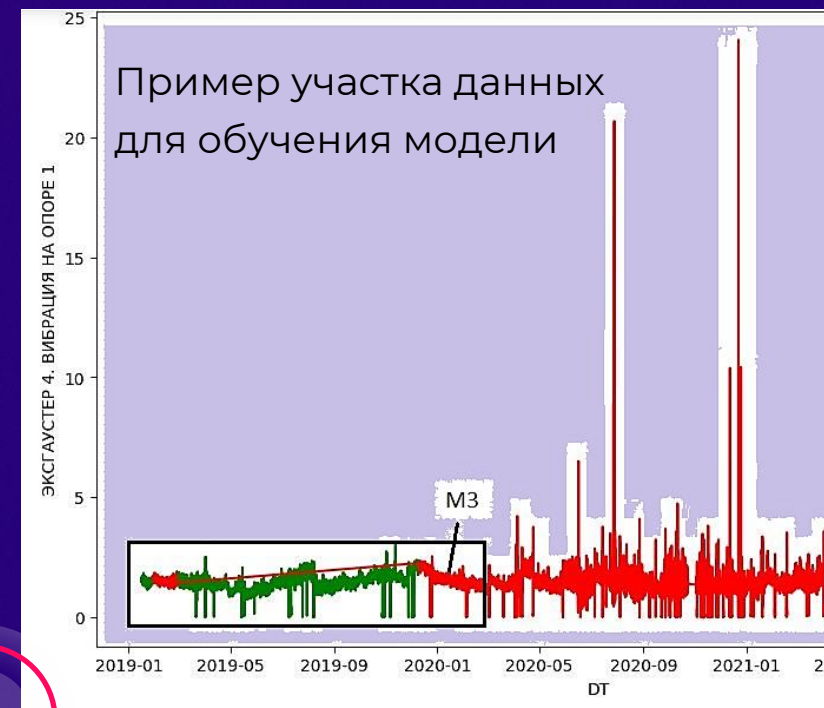
Данные преобразуются в последовательность в виде скользящего окна

Подготовка данных

Из данных исключаются интервалы, не содержащие информации о дате устранения неисправности

Прогнозирование

Разработана модель на основе сверточных нейронных сетей и сетей LSTM



Нейронная сеть для подхода №2

Одномерный сверточный слой

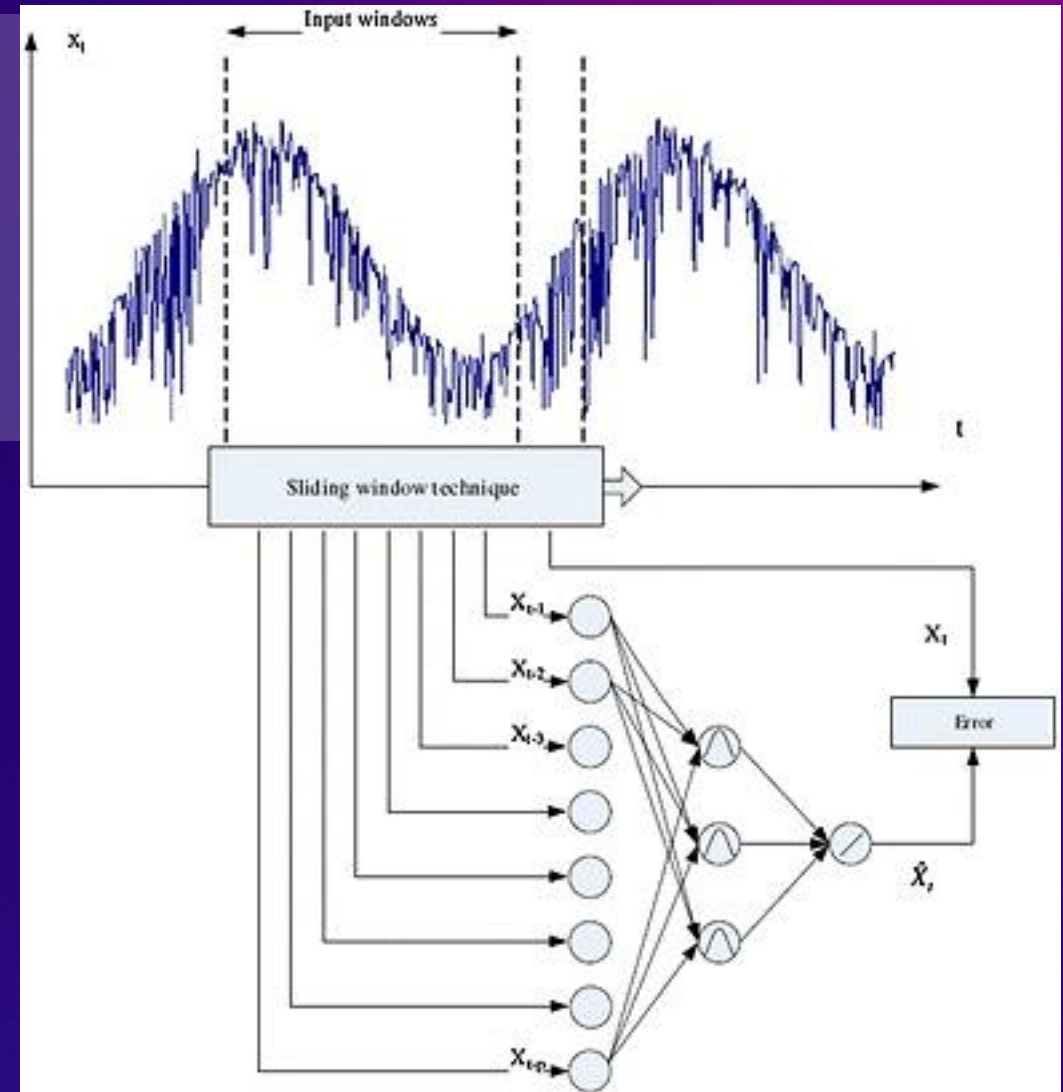
Одномерный сверточный слой

Слой одномерного пулинга

LSTM-слой

Полносвязный слой

Полносвязный слой для классификации



Реализация подхода скользящими окнами



СПАСИБО ЗА ВНИМАНИЕ!