

Исследование датасета «Оставшееся количество циклов зарядки аккумулятора» (ориг. Battery Remaining Useful Life - RUL)

Выпускная квалификационная работа 1 мая 2023 г.

Ларин П. М.



Информация о датасете RUL

Автор датасета: Ignacio Viñuales

Оригинальное название: Battery Remaining Useful Life (RUL)

Домашняя страница датасета: https://github.com/ignavinuales/Battery_RUL_Prediction

Ha Каггле: https://www.kaggle.com/datasets/ignaciovinuales/battery-remaining-useful-life-rul

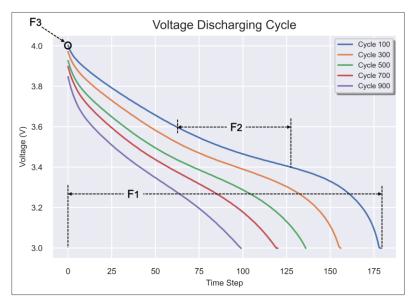
Описание автора датасета

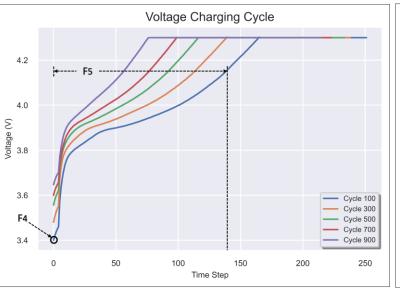
Гавайский Институт природной энергии протестировал 14 аккумуляторов типа NMC-LCO 18650 номинальной емкости 2.8 А·ч. Каждый аккумулятор был подвергнут более чем 1000 циклам разрядки/зарядки при температуре 25°С, включающим CC-CV зарядку в режиме C/2 и разрядку в режиме 1.5С.

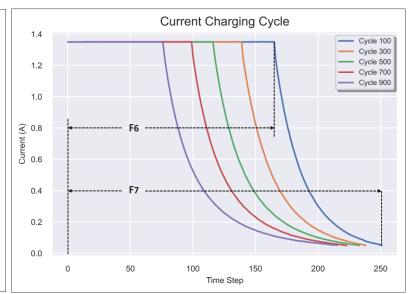
На основе соответствующего датасета я [автор] создал новые признаки, описывающие динамику напряжения и силы тока для каждого цикла. Эти признаки можно использовать для предсказания оставшегося количества циклов аккумулятора. Датасет содержит сводную информацию о 14 аккумуляторах.



Информация о датасете RUL







Признаки

- Индекс цикла
- F1: Полная продолжительность разрядки (c)
- F2: Продолжительность разрядки с 3.6 В до 3.4 В (с)
- F3: Стартовое напряжение при разрядке (B)
- F4: Стартовое напряжение при зарядке (В)

- F5: Продолжительность зарядки до 4.15 B (c)
- F6: Продолжительность зарядки постоянным током (c)
- F7: Полная продолжительность зарядки (с)
- RUL: Целевая переменная (оставшееся количество циклов зарядки аккумулятора)



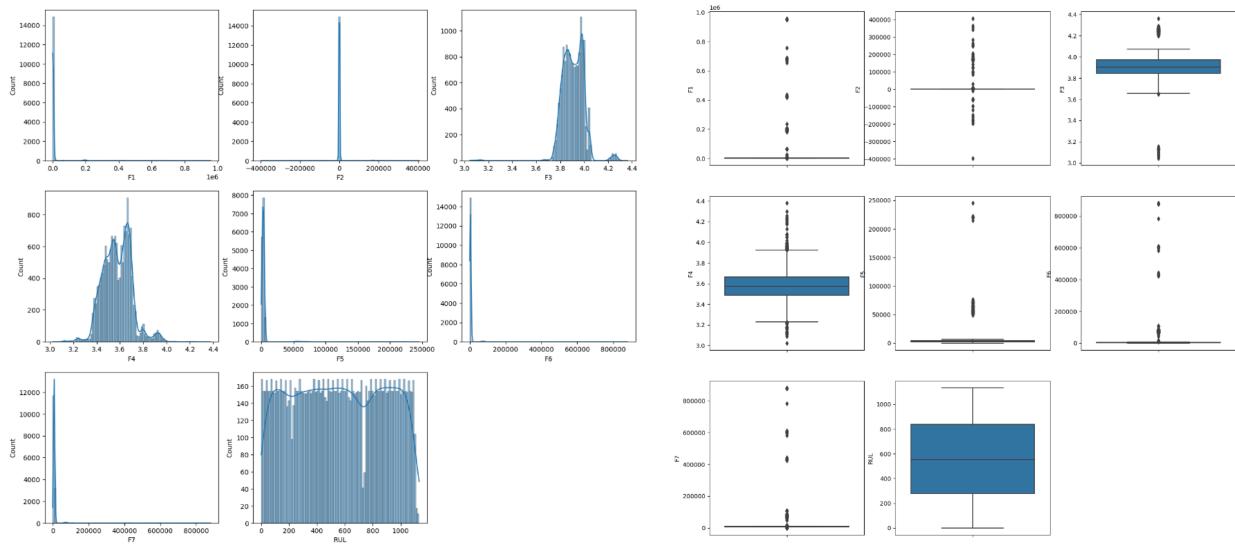
Информация о датасете RUL

Размер исходного датасета: (15064, 9)

| | Discharge | Decrement | Max. Voltage | Min. Voltage | Time at 4.15V | Time constant | Charging time | |
|-------------|--------------|--------------|--------------|--------------|---------------|---------------|---------------|------|
| Cycle_Index | Time (s) | 3.6-3.4V (s) | Dischar. (V) | Charg. (V) | (s) | current (s) | (s) | RUL |
| | 1 2595.3 | 1151.4885 | 3.67 | 3.211 | 5460.001 | 6755.01 | 10777.82 | 1112 |
| | 2 7408.64 | 1172.5125 | 4.246 | 3.22 | 5508.992 | 6762.02 | 10500.35 | 1111 |
| | 3 7393.76 | 1112.992 | 4.249 | 3.224 | 5508.993 | 6762.02 | 10420.38 | 1110 |
| | 4 7385.5 | 1080.320667 | 4.25 | 3.225 | 5502.016 | 6762.02 | 10322.81 | 1109 |
| | 6 65022.75 | 29813.487 | 4.29 | 3.398 | 5480.992 | 53213.54 | 56699.65 | 1107 |
| | 7 3301.18 | 1194.235077 | 3.674 | 3.504 | 5023.633636 | 5977.38 | 5977.38 | 1106 |
| | 8 5955.3 | 1220.135329 | 4.013 | 3.501 | 5017.495 | 5967.55 | 5967.55 | 1105 |
| | 9 5951.2 | 1220.135329 | 4.014 | 3.501 | 5017.496 | 5962.21 | 5962.21 | 1104 |
| 1 | LO 5945.44 | 1216.920914 | 4.014 | 3.501 | 5009.993667 | 5954.91 | 5954.91 | 1103 |
| 1 | l1 435251.49 | 263086.078 | 4.267 | 3.086 | 269.984 | 443700.02 | 443700.02 | 1102 |
| 1 | 12 3228.58 | 1135.349333 | 3.689 | 3.485 | 5033.075692 | 5969.89 | 5969.89 | 1101 |
| 1 | l3 6019.9 | 1058.279724 | 4.045 | 3.475 | 5053.842846 | 5980.77 | 5980.77 | 1100 |
| 1 | L4 6026.59 | 1049.487845 | 4.047 | 3.477 | 5046.4295 | 5966.82 | 5966.82 | 1099 |
| 1 | L5 6008.07 | 1065.372059 | 4.045 | 3.48 | 5033.075769 | 5954.47 | 5954.47 | 1098 |
| 1 | L6 423271.35 | 168773.265 | 4.27 | 3.108 | 219923.996 | 430028.84 | 430028.84 | 1097 |
| 1 | L7 2261.34 | 883.2 | 4.038 | 3.901 | 1949.664 | 2922.69 | 6070.11 | 1096 |
| 1 | L8 2259.46 | 883.199 | 4.042 | 3.373 | 5181.377 | 6161.38 | 9310.98 | 1095 |
| 1 | L9 2256.61 | 878.4 | 4.042 | 3.374 | 5181.375 | 6154.37 | 9296.64 | 1094 |
| 2 | 20 2252.83 | 873.601 | 4.043 | 3.374 | 5174.334 | 6147.33 | 9243.58 | 1093 |



Разведочный анализ





Выбросы

| | F1 | F2 | F3 | F4 | F5 | F6 | F7 | RUL |
|----|-----------|---------------|-------|-------|---------------|-----------|-----------|------|
| 10 | 3228.58 | 1135.349333 | 3.689 | 3.485 | 5033.075692 | 5969.89 | 5969.89 | 1101 |
| 11 | 6019.90 | 1058.279724 | 4.045 | 3.475 | 5053.842846 | 5980.77 | 5980.77 | 1100 |
| 12 | 6026.59 | 1049.487845 | 4.047 | 3.477 | 5046.429500 | 5966.82 | 5966.82 | 1099 |
| 13 | 6008.07 | 1065.372059 | 4.045 | 3.480 | 5033.075769 | 5954.47 | 5954.47 | 1098 |
| 14 | 423271.35 | 168773.265000 | 4.270 | 3.108 | 219923.996000 | 430028.84 | 430028.84 | 1097 |
| 15 | 2261.34 | 883.200000 | 4.038 | 3.901 | 1949.664000 | 2922.69 | 6070.11 | 1096 |
| 16 | 2259.46 | 883.199000 | 4.042 | 3.373 | 5181.377000 | 6161.38 | 9310.98 | 1095 |
| 17 | 2256.61 | 878.400000 | 4.042 | 3.374 | 5181.375000 | 6154.37 | 9296.64 | 1094 |
| 18 | 2252.83 | 873.601000 | 4.043 | 3.374 | 5174.334000 | 6147.33 | 9243.58 | 1093 |

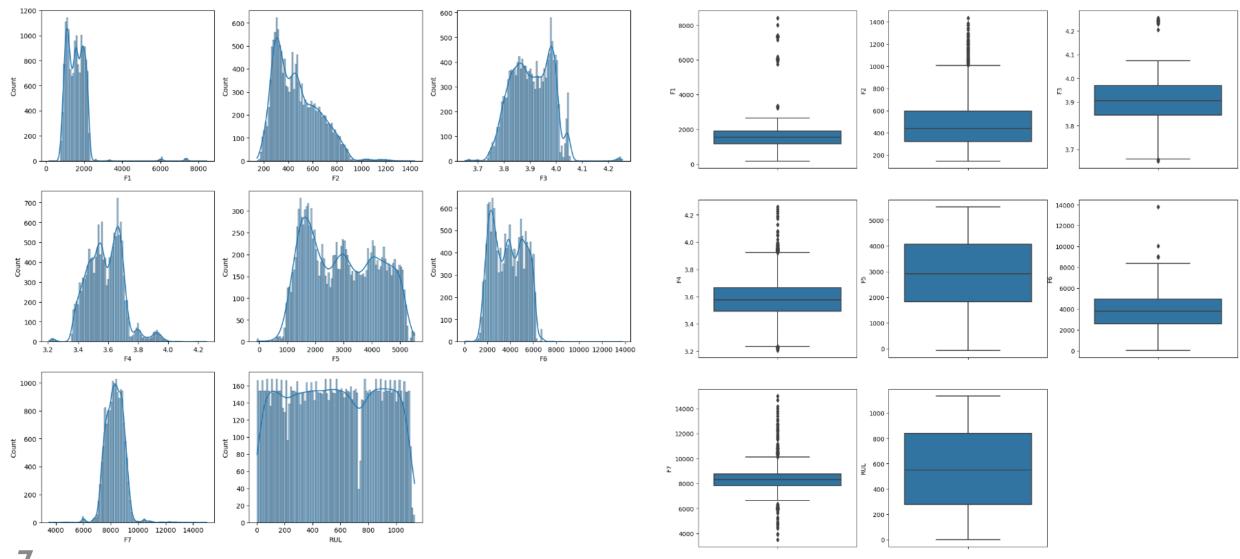
| | F1 | F2 | F3 | F4 | F5 | F6 | F7 | RUL |
|-------|---------|--------------------------|-------|-------|-------------|---------|---------|-----|
| 11822 | 1017.06 | 273.371429 | 3.800 | 3.674 | 1457.375000 | 2096.38 | 7823.50 | 41 |
| 11823 | 1014.88 | 273.500000 | 3.800 | 3.673 | 1452.875000 | 2096.38 | 7793.94 | 40 |
| 11824 | 1008.00 | 272.457143 | 3.800 | 3.675 | 1448.375000 | 2060.38 | 7795.12 | 39 |
| 11825 | 1012.25 | 271.542857 | 3.799 | 3.676 | 1443.875000 | 2060.38 | 7792.44 | 38 |
| 11826 | 32.38 | 42.105 <mark>26</mark> 3 | 3.114 | 3.674 | 114.250000 | 8.00 | 8.00 | 37 |
| 11827 | 1014.69 | 271.600000 | 3.799 | 3.671 | 1529.375000 | 2168.38 | 7963.75 | 36 |
| 11828 | 1014.62 | 271.657143 | 3.799 | 3.673 | 1448.375000 | 2060.38 | 7863.06 | 35 |
| 11829 | 1009.75 | 269.828571 | 3.799 | 3.673 | 1443.875000 | 2060.38 | 7856.69 | 34 |
| 11830 | 1007.00 | 268.914286 | 3.798 | 3.674 | 1432.884429 | 2060.31 | 7783.56 | 33 |

| | F1 | F2 | F3 | F4 | F5 | F6 | F7 | RUL |
|------|-----------|------------|-------|-------|-----------|----------|----------|------|
| 7603 | 2188.81 | 818.375 | 4.044 | 3.384 | 5002.813 | 5965.38 | 9136.38 | 1049 |
| 7604 | 2186.38 | 818.438 | 4.044 | 3.385 | 4999.313 | 5958.31 | 9101.31 | 1048 |
| 7605 | 2186.38 | 818.375 | 4.045 | 3.385 | 4992.375 | 5958.38 | 9136.38 | 1047 |
| 7606 | 2184.00 | 806.375 | 4.026 | 3.705 | 4956.000 | 5922.00 | 9142.00 | 1046 |
| 7607 | 207013.99 | -98271.841 | 4.272 | 3.159 | 73349.980 | 85080.00 | 85080.00 | 1045 |
| 7608 | 11755.36 | 807.000 | 4.005 | 3.380 | 5250.080 | 6200.48 | 9556.67 | 1044 |
| 7609 | 2184.00 | 814.400 | 4.008 | 3.389 | 5012.353 | 5948.35 | 9188.35 | 1043 |
| 7610 | 2183.74 | 816.000 | 4.009 | 3.388 | 5012.318 | 5948.32 | 9188.32 | 1042 |
| 7611 | 2172.00 | 816.000 | 4.009 | 3.389 | 5005.152 | 5948.35 | 9192.90 | 1041 |

Подобные выбросы невозможно интерпретировать как корректные результаты измерений, поэтому перед нами либо ошибки измерений, либо ошибки обработки. Данные выбросы необходимо удалить.

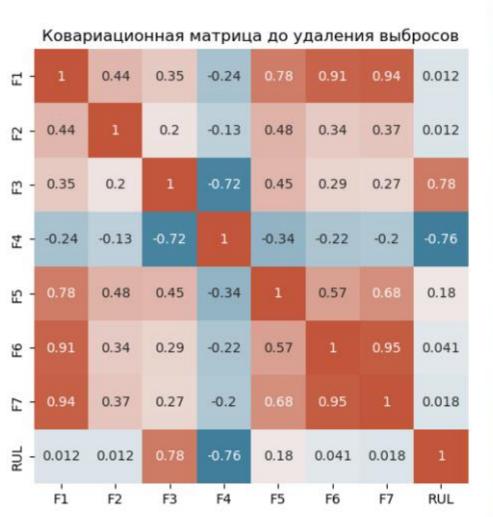


После удаления выбросов

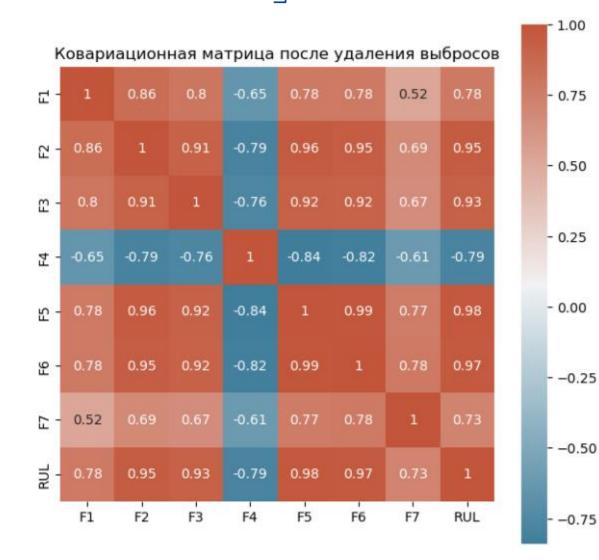




Ковариационные матрицы

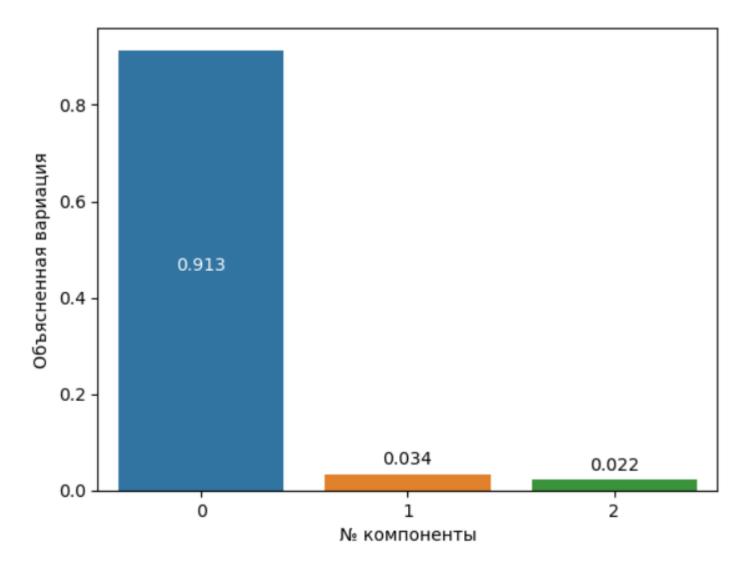








Метод главных компонент





Регрессоры, метрики и методика

Используемые регрессоры

Scikit-learn

- Линейная регрессия
- Ridge (L_2 регуляризация, или регуляризация Тихонова)
- Полиномиальная регрессия
- Метод *k*-ближайших соседей
- RandomForest
- Градиентный бустинг

TensorFlow

• Полносвязная нейронная сеть

Используемые метрики

Коэффициент детерминации (R^2)

- Лучший в тесте
- Лучший на 1 признаке
- Лучший на 2 признаках
- Лучший на 3 признаках

Средняя абсолютная ошибка (МАЕ)

• МАЕ, соответствующая каждому из вышеприведенных R^2

Методика

Для каждого регрессора и каждого $n \in [1, 7]$ проводится поиск n признаков, оптимальных по критерию R^2 из всех наборов из n признаков. На данных оптимальных наборах проводится кросс-валидация и по ее результатам – усреднение R^2 и МАЕ.

Из полученных таким образом наборов $\{R^2_n\}$, $\{MAE_n\}$, $n\in[1,7]$, выбираются $\max{\{R^2_n\}}$ и $\min{\{MAE_n\}}$ в качестве лучших в тесте.

Для ансамблевых методов и kNN дополнительно проводится подбор гиперпараметров.



Пример проведения регрессии

Метод k-ближайших соседей

kNN с количеством соседей от 2 до 6:

In [40]: kNN1 = apply_regressor(KNeighborsRegressor(n_neighbors=2), df_X, dfc.RUL)

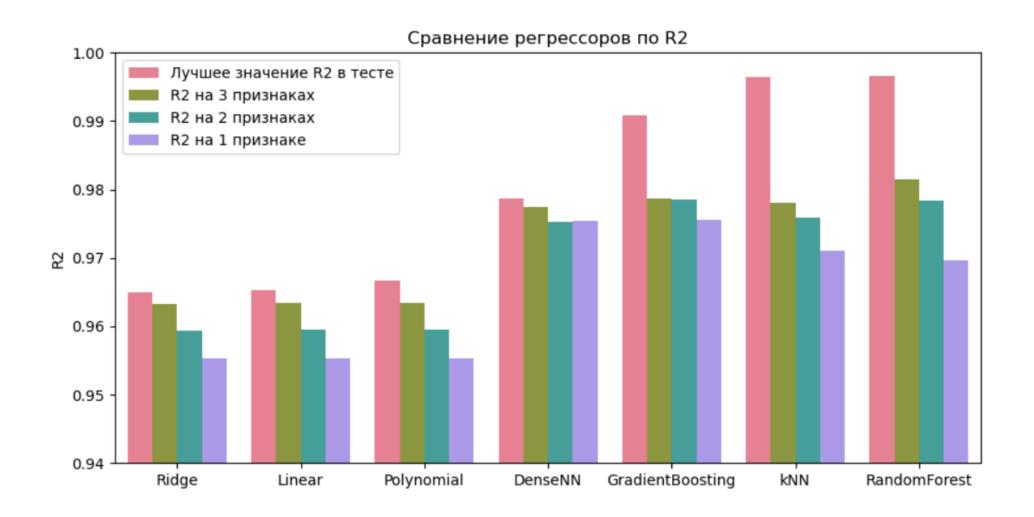
| R2 | RMSE | MAE | best features |
|--|--|---|---|
| 0.9679 0.9729 0.9761 0.9862 0.9925 0.9950 | 57.65 52.92 49.69 37.75 27.80 22.66 | 40.09 35.23 32.82 20.74 12.36 8.03 | [1] [1 6] [1 5 6] [1 4 5 6] [1 2 4 5 6] [1 2 3 4 5 6] |
| 0.9963 | 19.46 | 6.11 | [ALL] |

In [41]: kNN2 = apply_regressor(KNeighborsRegressor(n_neighbors=3), df_X, dfc.RUL)

| 0.9711 54.65 38.35 [1] 0.9759 49.95 33.74 [1 6] 0.9781 47.60 32.26 [1 5 6] 0.9866 37.16 21.78 [1 4 5 6] 0.9926 27.64 13.35 [1 2 4 5 6] 0.9952 22.23 8.76 [1 2 3 4 5 6] 0.9965 19.10 6.59 [ALL] | R2 | RMSE | MAE | best features | |
|--|--------------------------------------|----------------------------------|----------------------------------|--|--|
| 013303 13110 0133 [//22] | 0.9759 0.9781 0.9866 0.9926 | 49.95 47.60 37.16 27.64 | 33.74 32.26 21.78 13.35 | [1 6] [1 5 6] [1 4 5 6] [1 2 4 5 6] | |

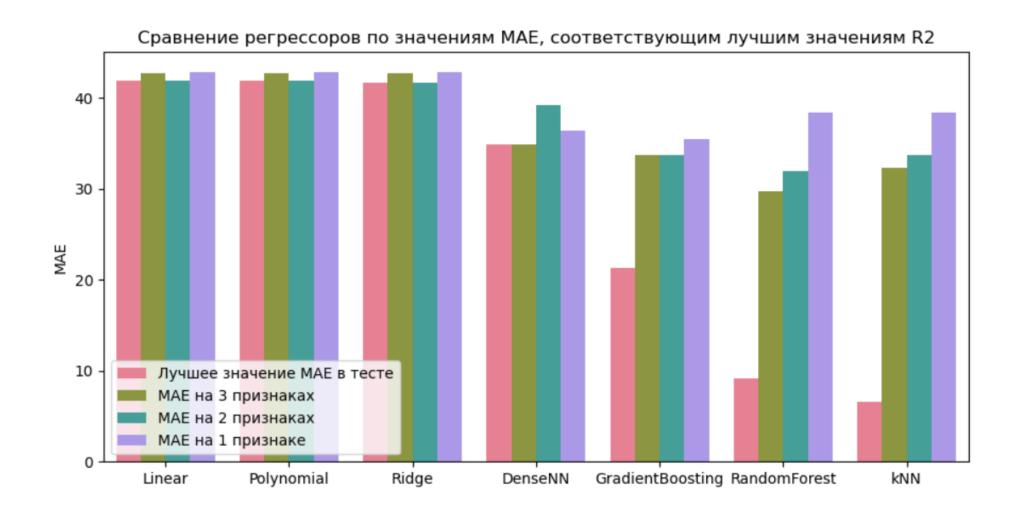


Результаты: R^2





Результаты: МАЕ





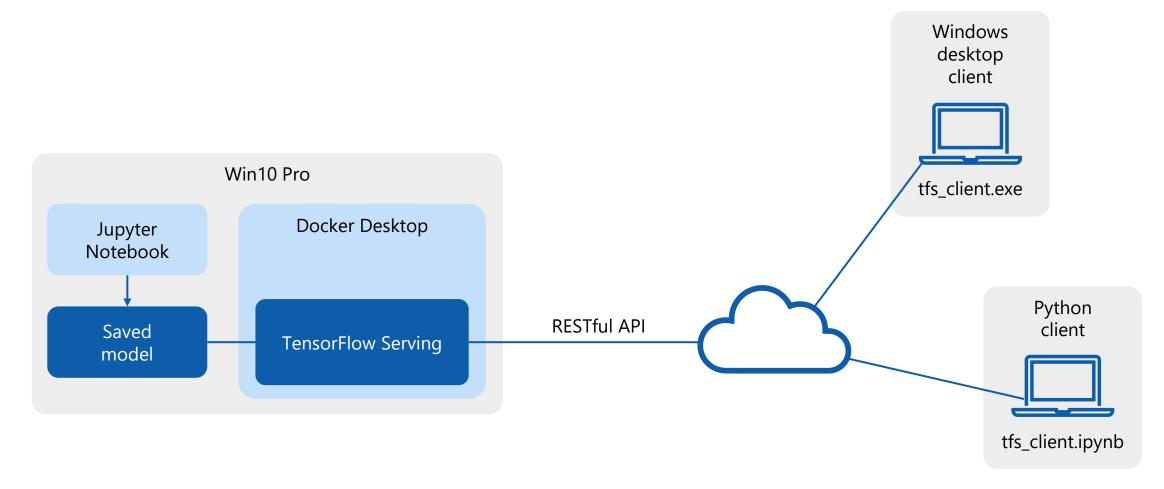
Оптимальные наборы признаков

| Регрессор | Линейная регрессия | Ridge | Полиномиальная регрессия |
|---------------------------------|--|--|---|
| Оптимальные наборы признаков | [5] [4 5] [3 4 5] [3 4 5 7] [3 4 5 6 7] [2 3 4 5 6 7] | [5] [4 5] [3 4 5] [3 4 5 7] [3 4 5 6 7] [1 3 4 5 6 7] | [5] [4 5] [3 4 5] [3 4 5 10] [2 3 4 5 10] [2 3 4 5 9 10] [2 3 4 5 6 9 10] [1 2 3 4 5 6 9 10] [1 2 3 4 5 6 8 9 10] |

| Регрессор | RandomForest | kNN | Градиентный бустинг |
|---------------------------------|--|--|--|
| Оптимальные наборы признаков | [1] [1 6] [1 5 6] [1 3 5 6] [1 2 3 5 6] [1 2 3 4 5 6] | [1] [1 6] [1 5 6] [1 4 5 6] [1 2 4 5 6] [1 2 3 4 5 6] | [1] [1 6] [1 5 6] [1 4 5 6] [1 3 4 5 6] [1 2 3 4 5 6] |



Схема приложения







do.bmstu.ru

