

ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА по курсу

«Data Science»

Тема: Прогнозирование конечных свойств новых

материалов

(композиционных материалов)

Слушатель: Григорьев Сергей Алексеевич

✓ Объединение по индексу INNER:

- Импортируем необходимые библиотеки и модулифункции;
- Загружаем файлы;
- Посмотрим размерность;
- Убираем детерминированные синтетические данные, обнуляем индексы
- Объединим оба файла по индексу по типу объединения INNER
- Заменим названия столбцов на английский язык



Датасет X bp.xlsx:

Тип данных: float64

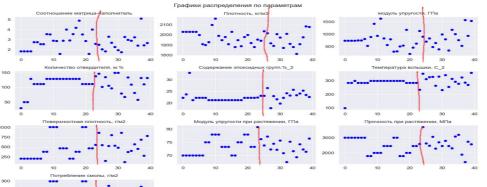
Количество параметров: 10

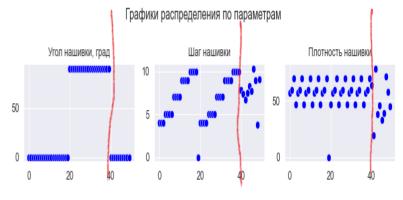
Количество записей: 1023



Датасет X_nup.xlsx:Тип данных: float64
Количество параметров: 3

Количество записей: 1040





Датасет X bp.xlsx:

12 Потребление смолы, г/м2

dtypes: float64(12), int64(1) memory usage: 101.7 KB

Тип данных: float64

Количество параметров: 10 Количество записей: 1000

N N E R

1000 non-null

float64

Датасет X nup.xlsx:

Тип данных: float64

Количество параметров: 3

Количество записей: 1000

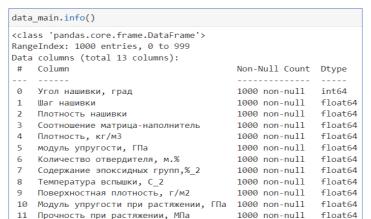


data_main.info()

Датафрейм 'data_main': Тип данных: float64

Количество параметров: 13

Количество записей: 1000





		_		
	<pre><class 'pandas.core.frame.dataframe'=""> RangeIndex: 1000 entries, 0 to 999 Data columns (total 13 columns):</class></pre>			
	#	Column	Non-Null Count	Dtype
	0	pattern_angle	1000 non-null	int64
\	1	step_strip	1000 non-null	float64
\	2	density_strip	1000 non-null	float64
-\	3	ratio_filler_matrix	1000 non-null	float64
	4	density	1000 non-null	float64
_/	5	elasticity_module	1000 non-null	float64
/	6	number_hardeners	1000 non-null	float64
/	7	content_epoxy_groups	1000 non-null	float64
	8	flash_temperature	1000 non-null	float64
	9	surface_density	1000 non-null	float64
	10	elasticity_module_stretching	1000 non-null	float64
	11	strapery_strength	1000 non-null	float64
	12	resin_consumption	1000 non-null	float64
	dtypes: float64(12), int64(1)			
	memory usage: 101.7 KB			

Графики boxplot

Этап очистки датасета от выбросов:

- Создана функция ЗАМЕНЫ 'подозрительно малых значений' СЛЕВА по оценкам Экспертным МИН и МАХ на основе ближайших 5 значений вместо замены на медиану;
- Проведена очистка по методу IQR (3 сигм) и Z score;

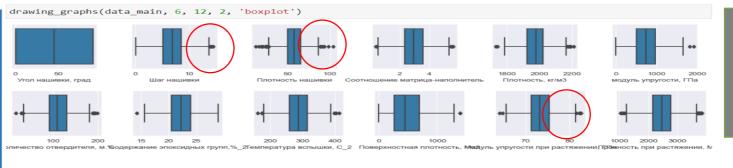
100

number hardeners

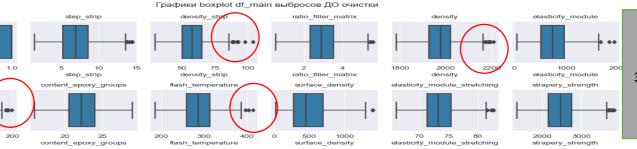
150

- Создана функция ЗАМЕНЫ 'подозрительно малых значений' СПРАВА;
- Провели итерацию 4 раза с уточнением МИН и МАХ.
- Получили 'чистый' датасет.

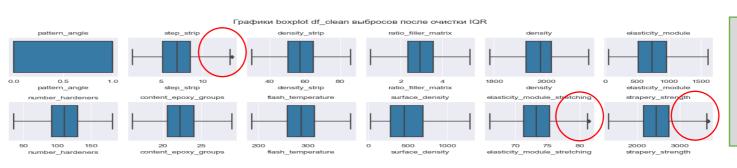




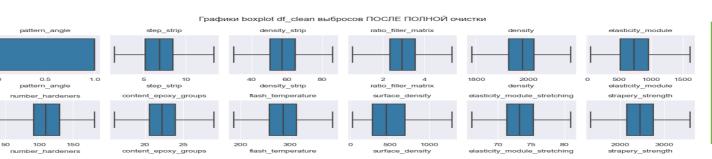
До начала мероприятий по очистке **1000 строк**



Этап замены подозрительных значений на среднее 5 соседей 110 строк



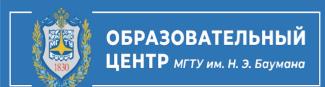
Этап очистки методом IQR (55 строк удалено) Осталось <mark>945 строк</mark>

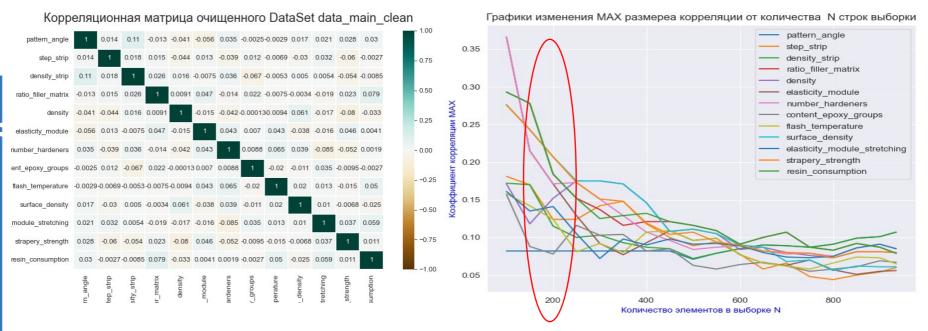


Этап очистки СЛЕВА и СПРАВА (10 строк удалено) Осталось 935 строк Чистый датасет!

Корреляционный анализ:

- ✓ Исследование падения корреляции о числа выборки:
- Построили корреляционную матрицу датасета коэффициенты близки к 0;
- Создали массив изменения MAX коэф. корреляции в зависимости от N числа выборки;
- Построим графики, как общий, так и для каждого параметра отдельно Коэффициенты стремительно падают с увеличением N;
- При N =200 еще сохраняется приемлемы уровень коэф.
- Выбрали фитчи для целевых перемнных

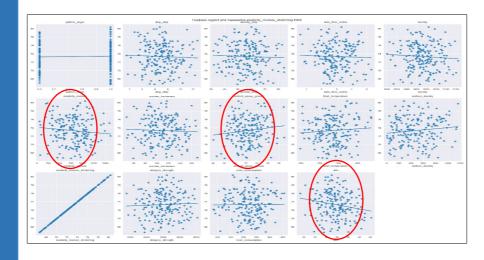


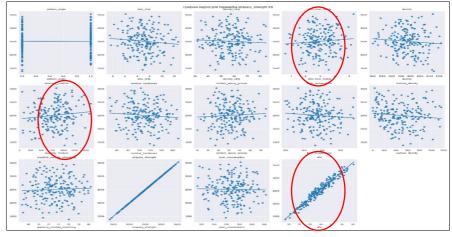


Выбор параметров (фитч) для целевых переменных

'elasticity_module_stretching_EMS'

'strapery_strength_SS'





'elasticity module', 'content epoxy groups', 'alfa'

'ratio filler matrix', 'elasticity module', 'alfa'

Новый параметр:

В соответствии с теорией хрупкого Гриффита) [29] (теория разрушения прочность (σp) определяется удельной энергией вновь образованной поверхности разрушения: (σp) = f($\alpha * E$), где (бр) это наш параметр 'Прочность при растяжении' - 'strapery strength', а Е это 'Модуль упругости при растяжении' -'elasticity module stretching'.

Учитывая такую физическую связь между параметрами, введем новый признак ALFA- 'удельную энергию ' (α) = σ p / E в наш новый датасет 'df add col'.

Cоздадим для N=200 DF_TRAIN и для N=100 DF TEST

Корреляция для N =200 еще есть!



$\mathbf{\sigma} p = f(\alpha * E),$

Введем новый признак 'ALFA' - 'удельную энергию ' $\alpha = \sigma p$ / E

Датафрейм df add col:

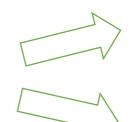
Тип данных: float64

Количество параметров: 14

Количество записей: 1000

resin consumption

dtype: float64



0.078895

 $df_Train_lineReg = df_add_col.sample$ (n = 200, random_state=42)

df_Test_lineReg = df_add_col.sample (n=100, random state=50)

Максимальные корреляции в нащем df для полного print(data_main_clean.corr().abs().apply(lambda

pattern angle 0.107487 step strip 0.060461 density strip 0.107487 ratio filler matrix 0.078895 density 0.080297 elasticity module 0.056466 number hardeners 0.084787 content epoxy groups 0.066516 flash temperature 0.065471 surface density 0.060695 elasticity module stretching 0.084787 strapery strength 0.080297 # Максимальные корреляции в нащем df для СЛУЧАЙНЫХ 200 строк print(df_add_col.sample(n=200, random_state=42).corr().abs().

0.148352 pattern angle 0.098215 step strip density strip 0.148352 ratio filler matrix 0.223873 density 0.092884 elasticity module 0.153614 number hardeners 0.080614 content epoxy groups 0.132030 flash temperature 0.097019 surface density 0.153614 elasticity module stretching 0.190468 0.971485 strapery strength resin consumption 0.223873 alfa 0.971485 dtype: float64

Регрессионный анализ Результаты тестирования моделей

✓ Числовые показатели:

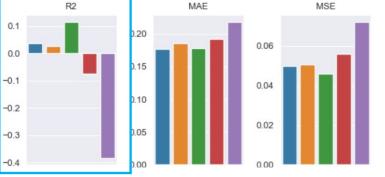
- Проведены исследования для двух целевых переменных elasticity_module _stretching_EMS' и 'strapery_strength_SS' по 6 различным моделям;
- Для целевой переменной 'elasticity_module _stretching_EMS' полученные значения говорят о полном отсутствии возможности прогнозирования этой переменной на основе использованных моделей;
- Для целевой переменной 'strapery_strength_SS' полученные значения говорят о ВОЗМОЖНОМ прогнозировании этой переменной на основе использованных моделей, R2 _rfr = 0.944 !!!!!!:

ОБРАЗОВАТЕЛЬНЫЙ ЦЕНТР МГТУ им. Н. Э. Баумана

'elasticity_module_stretching_EMS'

Графики изменения размера оценочного параметра EMS от типа мс

R2 маЕ мsE



OLS - ordinary least squares - метод наименьших квадратов model_sm = sm.OLS(y_Train_EMS, X_train_EMS_add).fit()

OLS Regression Results

Dep. Variable: elasticity_module_stretching R-squared: 0.058

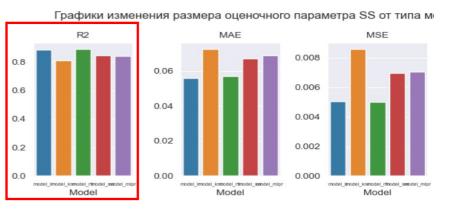
Model: OLS Adj. R-squared: 0.044

Худшая mlrp R2=-0.383

Лучшая rfr R2= 0.114

sm.OLS_EMS R2=0.058

'strapery_strength_SS'



OLS - ordinary least squares - метод наименьших кв model_sm = sm.OLS(y_Train_SS, X_train_SS_add).fit()

const 0.011492 ratio_filler_matrix 0.001450

elasticity_module -0.021967 alfa 1.043117

dtype: float64

model sm.params

model_sm.summary()

OLS Regression Results

Dep. Variable: strapery_strength R-squared: 0.944

Model: OL

Adj. R-squared:

0.943

Худшая knr R2=0.808

Лучшая rfr R2= 0.888

sm.OLS SS R2= 0.944!!!

Датасет 'data_main_clean'

БЛОК № 4

Создание нейронной сети

✓ Обучение модели:

- Загрузили очищенный датасет из Блока 1 из 13 параметров
- Обосновали выбор количества слоев и провели расчет количества нейронов в каждом слое;
- Выбрали активационную функцию SELU;
- Выбрали оптимизатор ADAM;
- Выбрали оценочный параметр МАЕ;
- Создали индикатор переобучения модели;
- Модель прервала работу по условию индикатора переобучения на 35 эпохе;
- Лучшие показатели достигнуты на 9 эпохе;
- MAE модели составило 0.1634.



```
# Создаем нейросеть из 4 слоев:

# 1-й - Входной слой размерность n = 12 - по количеству пареметров в нашем df

# 2-й - Скрытый слой размеростью k1 = 6 - получен из расчета по правилу геомет

# 3-й - Скрытый слой размеростью k2 = 3 - получен из расчета по правилу геомет

# 4-й - Выходной слой размерностью m = 1 - по количеству целевых параметров

model_RFM.add(Dense(12)) # входной полносвязный слой

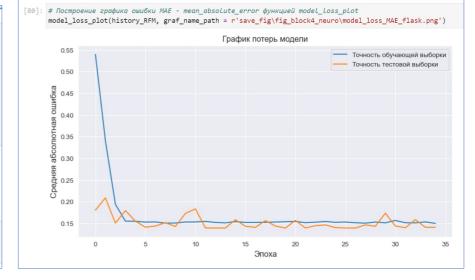
model_RFM.add(Dense(6, kernel_initializer='lecun_normal', activation='selu'))

model_RFM.add(Dense(3, kernel_initializer='lecun_normal', activation='selu'))

model_RFM.add(AlphaDropout(0.25))

model_RFM.add(Dense(1, activation= 'linear')) # выходной слой
```

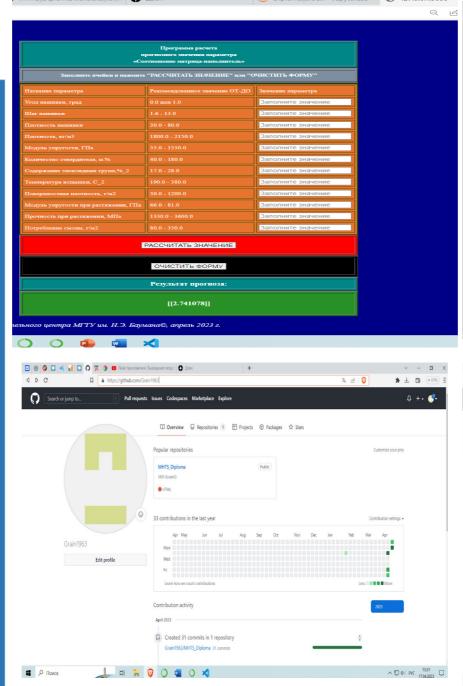
```
1 + % □ □ > ■ C →
                                                                            □ ↑
   [32]: %%time
        history RFM = model RFM.fit(
           X train RFM,
                               # входящая выборка
           v train RFM,
                               # целевая выборка
                                # вычисляем градиенты каждые 32 наблюдений
           batch_size = 32,
           epochs=100,
                                # max 100 эпох, stop RFM у нас создан
           verbose=1,
                               # индикатор выполнения
           validation_split = 0.2, # доля обучающих данных, для проверки
           callbacks = [stop RFM] # условие остановки при прекращении обучения в течении 10 эпох
        17/17 [============ ] - 0s 3ms/step - loss: 0.1506 - val loss: 0.1467
        17/17 [============ ] - 0s 3ms/step - loss: 0.1532 - val loss: 0.1436
        17/17 [============== ] - 0s 3ms/step - loss: 0.1514 - val_loss: 0.1736
        17/17 [============= ] - 0s 3ms/step - loss: 0.1569 - val loss: 0.1443
        17/17 [=========== ] - 0s 3ms/step - loss: 0.1516 - val loss: 0.1401
        17/17 [============= ] - 0s 3ms/step - loss: 0.1514 - val loss: 0.1588
        Epoch 34/100
        17/17 [============= ] - 0s 3ms/step - loss: 0.1502 - val loss: 0.1411
        Epoch 35: early stopping
        Wall time: 2.81 s
```

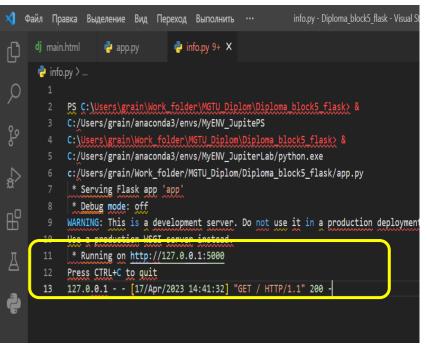


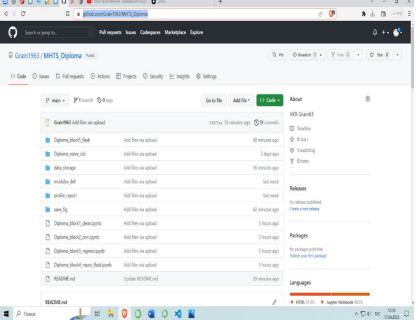
✓ Пользовательское приложение

- Сохранил модель нейронной сети для разработки веб-приложения для прогнозирования соотношения "матрицанаполнитель" в фреймворке Flask;
- При запуске приложения, пользователь переходит на: http://127.0.0.1:5000;
- В открывшемся окне пользователю необходимо ввести в соответствующие ячейки значения в соотвествии с рекомнедованными и нажать на кнопку «Рассчитать значение».
- В случае ошибки –нажать кнопку "Очистить форму";
- На выходе пользователь получает результат прогноза для значения параметра «Соотношение «матрица наполнитель»».
- Приложение успешно работает
- ✓ Репозиторий на github.com
- https://github.com/Grain1963/MHTS_D













do.bmstu.ru

