PK2

ФИО: Ваняшкин Ю.Ю.

Группа: ИУ5-24М

In [0]:

```
import numpy as np
import pandas as pd
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from sklearn.linear_model import LinearRegression, LogisticRegression
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.neighbors import KNeighborsRegressor, KNeighborsClassifier
from sklearn.metrics import accuracy_score, balanced_accuracy_score
from sklearn.metrics import precision_score, recall_score, f1_score, classification_report
from sklearn.metrics import confusion_matrix
from sklearn.metrics import plot_confusion_matrix
from sklearn.model_selection import GridSearchCV
from sklearn.metrics import mean_absolute_error, mean_squared_error, mean_squared_log_error,
median_absolute_error, r2_score
from sklearn.metrics import roc_curve, roc_auc_score
from sklearn.svm import SVC, NuSVC, LinearSVC, OneClassSVM, SVR, NuSVR, LinearSVR
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier, DecisionTreeRegressor, export_graphviz
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier, RandomForestRegressor
from sklearn.ensemble import ExtraTreesClassifier, ExtraTreesRegressor
from sklearn.ensemble import GradientBoostingClassifier, GradientBoostingRegressor

%matplotlib inline
sns.set(style="ticks")
```

In [0]:

```
url = 'https://raw.githubusercontent.com/Meganster/RK_2_MMO/master/states_all.csv'
df = pd.read_csv(url, error_bad_lines=False)
```

In [117]:

```
df.head()
```

Out[117]:

	PRIMARY_KEY	STATE	YEAR	ENROLL	TOTAL_REVENUE	FEDERAL_REVENUE	STATE_REVENUE	LOCAL_REVENUE	TOTA
0	1992_ALABAMA	ALABAMA	1992	NaN	2678885.0	304177.0	1659028.0	715680.0	
1	1992_ALASKA	ALASKA	1992	NaN	1049591.0	106780.0	720711.0	222100.0	
2	1992_ARIZONA	ARIZONA	1992	NaN	3258079.0	297888.0	1369815.0	1590376.0	
3	1992_ARKANSAS	ARKANSAS	1992	NaN	1711959.0	178571.0	958785.0	574603.0	
4	1992_CALIFORNIA	CALIFORNIA	1992	NaN	26260025.0	2072470.0	16546514.0	7641041.0	

In [118]:

```
row_number = df.shape[0]
column_number = df.shape[1]

print('Данный датасет содержит {} строк и {} столбца.'.format(row_number, column_number))
```

Данный датасет содержит 1715 строк и 25 столбца.

Обработка пропусков

In [119]:

```
from sklearn.impute import SimpleImputer
from sklearn.impute import MissingIndicator

df.isnull().sum()
```

Out[119]:

```
PRIMARY_KEY                        0
STATE                              0
YEAR                               0
ENROLL                           491
TOTAL_REVENUE                    440
FEDERAL_REVENUE                  440
STATE_REVENUE                    440
LOCAL_REVENUE                    440
TOTAL_EXPENDITURE                440
INSTRUCTION_EXPENDITURE          440
SUPPORT_SERVICES_EXPENDITURE     440
OTHER_EXPENDITURE                491
CAPITAL_OUTLAY_EXPENDITURE       440
GRADES_PK_G                      173
GRADES_KG_G                       83
GRADES_4_G                        83
GRADES_8_G                        83
GRADES_12_G                       83
GRADES_1_8_G                     695
GRADES_9_12_G                    644
GRADES_ALL_G                      83
AVG_MATH_4_SCORE                1150
AVG_MATH_8_SCORE                1113
AVG_READING_4_SCORE             1065
AVG_READING_8_SCORE             1153
dtype: int64
```

In [120]:

```
# Выберем числовые колонки с пропущенными значениями
# Цикл по колонкам датасета
total_count = df.shape[0]
num_cols = []
for col in df.columns:
    # Количество пустых значений
    temp_null_count = df[df[col].isnull()].shape[0]
    dt = str(df[col].dtype)
    if temp_null_count>0 and (dt=='float64' or dt=='int64'):
        num_cols.append(col)
        temp_perc = round((temp_null_count / total_count) * 100.0, 2)
        print('Колонка {}. Тип данных {}. Количество пустых значений {}, {}%.'.format(col, dt, temp
_null_count, temp_perc))
```

```
Колонка ENROLL. Тип данных float64. Количество пустых значений 491, 28.63%.
Колонка TOTAL_REVENUE. Тип данных float64. Количество пустых значений 440, 25.66%.
Колонка FEDERAL_REVENUE. Тип данных float64. Количество пустых значений 440, 25.66%.
Колонка STATE_REVENUE. Тип данных float64. Количество пустых значений 440, 25.66%.
Колонка LOCAL_REVENUE. Тип данных float64. Количество пустых значений 440, 25.66%.
Колонка TOTAL_EXPENDITURE. Тип данных float64. Количество пустых значений 440, 25.66%.
Колонка INSTRUCTION_EXPENDITURE. Тип данных float64. Количество пустых значений 440, 25.66%.
Колонка SUPPORT_SERVICES_EXPENDITURE. Тип данных float64. Количество пустых значений 440, 25.66%.
Колонка OTHER_EXPENDITURE. Тип данных float64. Количество пустых значений 491, 28.63%.
Колонка CAPITAL_OUTLAY_EXPENDITURE. Тип данных float64. Количество пустых значений 440, 25.66%.
Колонка GRADES_PK_G. Тип данных float64. Количество пустых значений 173, 10.09%.
Колонка GRADES_KG_G. Тип данных float64. Количество пустых значений 83, 4.84%.
Колонка GRADES_4_G. Тип данных float64. Количество пустых значений 83, 4.84%.
Колонка GRADES_8_G. Тип данных float64. Количество пустых значений 83, 4.84%.
Колонка GRADES_12_G. Тип данных float64. Количество пустых значений 83, 4.84%.
Колонка GRADES_1_8_G. Тип данных float64. Количество пустых значений 695, 40.52%.
Колонка GRADES_9_12_G. Тип данных float64. Количество пустых значений 644, 37.55%.
Колонка GRADES_ALL_G. Тип данных float64. Количество пустых значений 83, 4.84%.
Колонка AVG_MATH_4_SCORE. Тип данных float64. Количество пустых значений 1150, 67.06%.
Колонка AVG_MATH_8_SCORE. Тип данных float64. Количество пустых значений 1113, 64.9%.
Колонка AVG_READING_4_SCORE. Тип данных float64. Количество пустых значений 1065, 62.1%.
Колонка AVG_READING_8_SCORE. Тип данных float64. Количество пустых значений 1153, 67.23%.
```

In [0]:

```
strategies=['mean', 'median', 'most_frequent']

def impute_col(dataset, column, strategy_param):
  imp = SimpleImputer(strategy=strategy_param)
  dataset[column] = imp.fit_transform(dataset[[column]])

  return dataset
```

In [122]:

```
for col in num_cols:
  print(col)
  df = impute_col(df, col, strategies[0])
```

```
ENROLL
TOTAL_REVENUE
FEDERAL_REVENUE
STATE_REVENUE
LOCAL_REVENUE
TOTAL_EXPENDITURE
INSTRUCTION_EXPENDITURE
SUPPORT_SERVICES_EXPENDITURE
OTHER_EXPENDITURE
CAPITAL_OUTLAY_EXPENDITURE
GRADES_PK_G
GRADES_KG_G
GRADES_4_G
GRADES_8_G
GRADES_12_G
GRADES_1_8_G
GRADES_9_12_G
GRADES_ALL_G
AVG_MATH_4_SCORE
AVG_MATH_8_SCORE
AVG_READING_4_SCORE
AVG_READING_8_SCORE
```

In [0]:

```
# прверяем пропуски (не object)
for col in df.columns:
  temp_null_count = df[df[col].isnull()].shape[0]
  dt = str(df[col].dtype)
  if temp_null_count>0 and (dt=='float64' or dt=='int64'):
    temp_perc = round((temp_null_count / total_count) * 100.0, 2)

    print('Колонка {}. Тип данных {}. Количество пустых значений {}, {}%.'.format(col, dt, temp_nul
l_count, temp_perc))
```

In [124]:

```
# проверяем все пустые значения
df.isnull().sum()
```

Out[124]:

```
PRIMARY_KEY                     0
STATE                           0
YEAR                            0
ENROLL                          0
TOTAL_REVENUE                   0
FEDERAL_REVENUE                 0
STATE_REVENUE                   0
LOCAL_REVENUE                   0
TOTAL_EXPENDITURE               0
INSTRUCTION_EXPENDITURE         0
SUPPORT_SERVICES_EXPENDITURE    0
OTHER_EXPENDITURE               0
CAPITAL_OUTLAY_EXPENDITURE      0
GRADES_PK_G                     0
GRADES_KG_G                     0
GRADES_4_G                      0
```

```
GRADES_8_G                     0
GRADES_12_G                    0
GRADES_1_8_G                   0
GRADES_9_12_G                  0
GRADES_ALL_G                   0
AVG_MATH_4_SCORE               0
AVG_MATH_8_SCORE               0
AVG_READING_4_SCORE            0
AVG_READING_8_SCORE            0
dtype: int64
```

Кодирование признаков

In [0]:

```
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
```

In [126]:

```
cols = []
for col in df.columns:
  column_type = df[col].dtype
  if column_type == 'object':
    cols.append(col)

cols
```

Out[126]:

```
['PRIMARY_KEY', 'STATE']
```

In [127]:

```
# кодируем
for col in cols:
  print(col)
  le = LabelEncoder()
  df[col] = le.fit_transform(df[col])
```

```
PRIMARY_KEY
STATE
```

In [0]:

```
# проверяем остались ли признаки
for col in df.columns:
  column_type = df[col].dtype
  if column_type == 'object':
    print(col)
```

In [129]:

```
# выберем числовые признаки
cols_to_check = []

for column in df.columns:
    dt = str(df[column].dtype)
    if dt == 'int64' or dt == 'float64':
        cols_to_check.append(column)
cols_to_check
```

Out[129]:

```
['PRIMARY_KEY',
 'STATE',
 'YEAR',
 'ENROLL',
 'TOTAL_REVENUE',
 'FEDERAL_REVENUE',
```

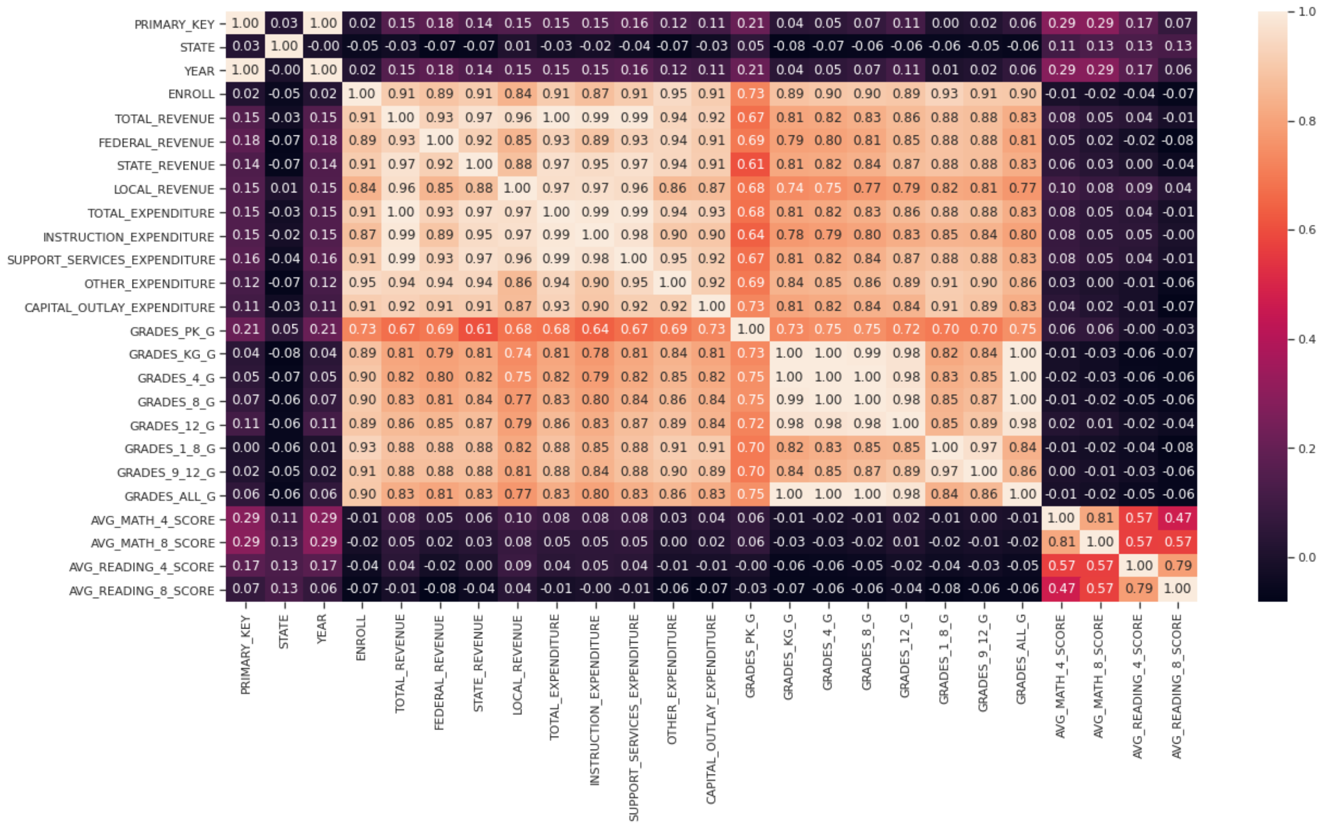
```
 'STATE_REVENUE',
 'LOCAL_REVENUE',
 'TOTAL_EXPENDITURE',
 'INSTRUCTION_EXPENDITURE',
 'SUPPORT_SERVICES_EXPENDITURE',
 'OTHER_EXPENDITURE',
 'CAPITAL_OUTLAY_EXPENDITURE',
 'GRADES_PK_G',
 'GRADES_KG_G',
 'GRADES_4_G',
 'GRADES_8_G',
 'GRADES_12_G',
 'GRADES_1_8_G',
 'GRADES_9_12_G',
 'GRADES_ALL_G',
 'AVG_MATH_4_SCORE',
 'AVG_MATH_8_SCORE',
 'AVG_READING_4_SCORE',
 'AVG_READING_8_SCORE']
```

In [130]:

```python
# определим, какие из признаков более всего связаны (коррелируют) с выбранным целевым признаком
fig, ax = plt.subplots(figsize=(20,10))
sns.heatmap(df[cols_to_check].corr(), annot=True, fmt='.2f')
```

Out[130]:

```
<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7f8b4c262358>
```



In [131]:

```python
corr_matrix = df.corr()
# наиболее коррелирующие признаки с расходами
corr_matrix['TOTAL_EXPENDITURE'].nlargest(10)
```

Out[131]:

```
TOTAL_EXPENDITURE               1.000000
TOTAL_REVENUE                   0.999023
SUPPORT_SERVICES_EXPENDITURE    0.993309
INSTRUCTION_EXPENDITURE         0.991334
STATE_REVENUE                   0.970049
```

```
LOCAL_REVENUE                   0.965364
OTHER_EXPENDITURE               0.939415
CAPITAL_OUTLAY_EXPENDITURE      0.932388
FEDERAL_REVENUE                 0.928689
ENROLL                          0.908470
Name: TOTAL_EXPENDITURE, dtype: float64
```

In [0]:

```
# возьмем TOTAL_REVENUE, SUPPORT_SERVICES_EXPENDITURE и ENROLL (первые два признака связаны с приб
ылью/расходами, а enroll это число студентов всего)
most_corr = ['TOTAL_REVENUE', 'SUPPORT_SERVICES_EXPENDITURE', 'ENROLL']
```

Анализ моделей

Были выбраны следующие метрики:

1. Mean absolute error (MAE) - средняя абсолютная ошибка
2. Mean squared error (MSQ) - средняя квадратичная ошибка
3. Метрика R2 или коэффициент детерминации

In [0]:

```
class MetricLogger:

  def __init__(self):
    self.df = pd.DataFrame(
        {'metric': pd.Series([], dtype='str'),
        'alg': pd.Series([], dtype='str'),
        'value': pd.Series([], dtype='float')})

  def add(self, metric, alg, value):
    """
    Добавление значения
    """
    # Удаление значения если оно уже было ранее добавлено
    self.df.drop(self.df[(self.df['metric']==metric)&(self.df['alg']==alg)].index, inplace = True)
    # Добавление нового значения
    temp = [{'metric':metric, 'alg':alg, 'value':value}]
    self.df = self.df.append(temp, ignore_index=True)

  def get_data_for_metric(self, metric, ascending=True):
    """
    Формирование данных с фильтром по метрике
    """
    temp_data = self.df[self.df['metric']==metric]
    temp_data_2 = temp_data.sort_values(by='value', ascending=ascending)
    return temp_data_2['alg'].values, temp_data_2['value'].values

  def plot(self, str_header, metric, ascending=True, figsize=(5, 5)):
    """
    Вывод графика
    """
    array_labels, array_metric = self.get_data_for_metric(metric, ascending)
    fig, ax1 = plt.subplots(figsize=figsize)
    pos = np.arange(len(array_metric))
    rects = ax1.barh(pos, array_metric,
                     align='center',
                     height=0.5,
                     tick_label=array_labels)
    ax1.set_title(str_header)
    for a,b in zip(pos, array_metric):
        plt.text(0.5, a-0.05, str(round(b,3)), color='white')
    plt.show()
```

Формирование выборок

Разделение на тестовую и обучающую выборки

In [135]:

```
regr_X_train, regr_X_test, regr_Y_train, regr_Y_test = train_test_split(df[most_corr],
df['TOTAL_EXPENDITURE'], test_size=0.3, random_state=1)
regr_X_train.shape, regr_X_test.shape, regr_Y_train.shape, regr_Y_test.shape
```

Out[135]:

```
((1200, 3), (515, 3), (1200,), (515,))
```

Модели регрессии

Для решения задачи регрессии были использованы модели:

1. Случайный лес (RandomForestRegressor)
2. Градиентный бустинг (GradientBoostingRegressor)

In [0]:

```
regr_models = {
    'RandomForestRegressor': RandomForestRegressor(),
    'GradientBoostingRegressor':GradientBoostingRegressor(),
}

regrMetricLogger = MetricLogger()
```

In [0]:

```
def regr_train_model(model_name, model, regrMetricLogger):
    model.fit(regr_X_train, regr_Y_train)
    Y_pred = model.predict(regr_X_test)

    mae = mean_absolute_error(regr_Y_test, Y_pred)
    mse = mean_squared_error(regr_Y_test, Y_pred)
    r2 = r2_score(regr_Y_test, Y_pred)

    regrMetricLogger.add('MAE', model_name, mae)
    regrMetricLogger.add('MSE', model_name, mse)
    regrMetricLogger.add('R2', model_name, r2)

    print('*****************************************************')
    print(model)
    print()
    print('MAE={}, MSE={}, R2={}'.format(
        round(mae, 3), round(mse, 3), round(r2, 3)))
    print('*****************************************************')
```

In [139]:

```
df['TOTAL_EXPENDITURE'].describe()
```

Out[139]:

```
count    1.715000e+03
mean     9.206242e+06
std      1.033950e+07
min      4.816650e+05
25%      3.004448e+06
50%      8.488521e+06
75%      9.206242e+06
max      8.532013e+07
Name: TOTAL_EXPENDITURE, dtype: float64
```

In [140]:

```
for model_name, model in regr_models.items():
    regr_train_model(model_name, model, regrMetricLogger)
```

```
*****************************************************
RandomForestRegressor(bootstrap=True, ccp_alpha=0.0, criterion='mse',
                      max_depth=None, max_features='auto', max_leaf_nodes=None,
```

```
                         max_samples=None, min_impurity_decrease=0.0,
                         min_impurity_split=None, min_samples_leaf=1,
                         min_samples_split=2, min_weight_fraction_leaf=0.0,
                         n_estimators=100, n_jobs=None, oob_score=False,
                         random_state=None, verbose=0, warm_start=False)

MAE=228600.726, MSE=475308146635.208, R2=0.995
*****************************************************
*****************************************************
GradientBoostingRegressor(alpha=0.9, ccp_alpha=0.0, criterion='friedman_mse',
                          init=None, learning_rate=0.1, loss='ls', max_depth=3,
                          max_features=None, max_leaf_nodes=None,
                          min_impurity_decrease=0.0, min_impurity_split=None,
                          min_samples_leaf=1, min_samples_split=2,
                          min_weight_fraction_leaf=0.0, n_estimators=100,
                          n_iter_no_change=None, presort='deprecated',
                          random_state=None, subsample=1.0, tol=0.0001,
                          validation_fraction=0.1, verbose=0, warm_start=False)

MAE=223930.174, MSE=374112749240.562, R2=0.996
*****************************************************
```

Выводы о качестве полученных моделей

In [141]:

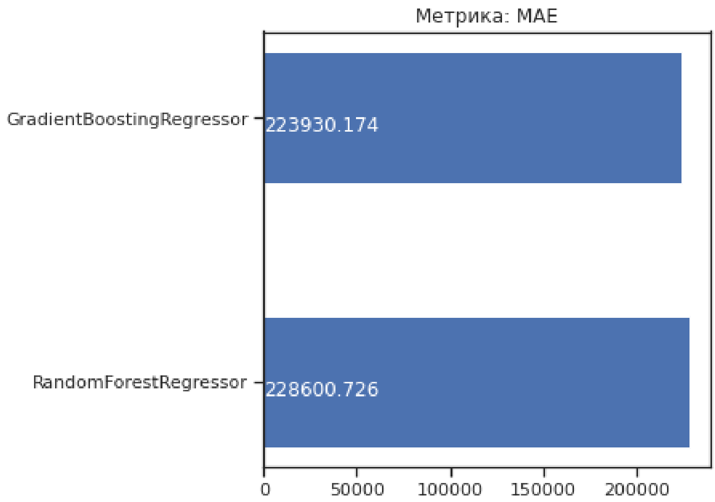
```
regr_metrics = regrMetricLogger.df['metric'].unique()
regr_metrics
```

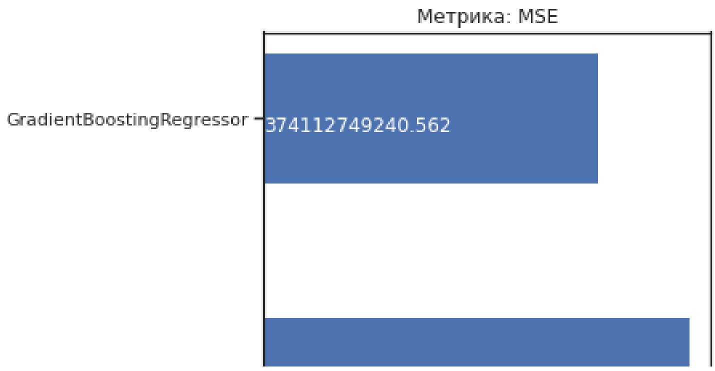
Out[141]:

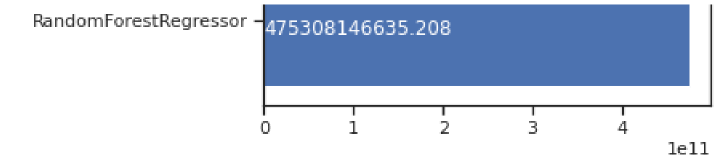
```
array(['MAE', 'MSE', 'R2'], dtype=object)
```

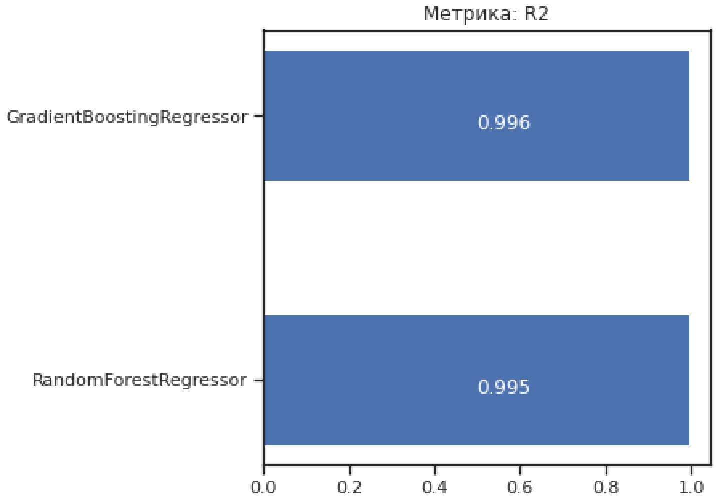
In [142]:

```
regrMetricLogger.plot('Метрика: ' + 'MAE', 'MAE', ascending=False, figsize=(5, 5))
regrMetricLogger.plot('Метрика: ' + 'MSE', 'MSE', ascending=False, figsize=(5, 5))
regrMetricLogger.plot('Метрика: ' + 'R2', 'R2', ascending=True, figsize=(5, 5))
```









На основе полученных данных можно сделать вывод: в рамках рассматриваемой задачи модель градиентного бустинга лучше, чем модель случайного леса, т.к. среднеквадратичная ошибка намного меньше, а коэффициент детерминизации и абсолютные ошибки примерно равны.