



Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
Федеральное государственное бюджетное
образовательное учреждение высшего образования
«Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана
(национальный исследовательский университет)»
(МГТУ им. Н.Э. Баумана)

ФАКУЛЬТЕТ Информатика и системы управления

КАФЕДРА Системы обработки информации и управления (ИУ5)

ОТЧЕТ по лабораторной работе

«Линейные модели, SVM и деревья решений.»

ДИСЦИПЛИНА: «Технологии машинного обучения»

Выполнил: студент гр. ИУ5-62Б _____ (Михеев Н.А.)
(Подпись) (Ф.И.О.)

Проверил: _____ (Гапанюк Ю.Е.)
(Подпись) (Ф.И.О.)

2020 г.

▼ Лабораторная работа №5

Линейные модели, SVM и деревья решений

Цель лабораторной работы

Изучение линейных моделей, SVM и деревьев решений.

Задание

1. Выберите набор данных (датасет) для решения задачи классификации или регрессии
2. В случае необходимости проведите удаление или заполнение пропусков и кодирование
3. С использованием метода `train_test_split` разделите выборку на обучающую и тестовую
4. Обучите следующие модели:
 - одну из линейных моделей;
 - SVM;
 - дерево решений.
5. Оцените качество моделей с помощью двух подходящих для задачи метрик. Сравните

Дополнительные задания

- Проведите эксперименты с важностью признаков в дереве решений.
- Визуализируйте дерево решений.

▼ Ход выполнения лабораторной работы

```
import pandas as pd
import seaborn as sns
import numpy as np
from typing import Tuple, Dict
import matplotlib.pyplot as plt
from operator import itemgetter
from sklearn.model_selection import train_test_split

from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
from sklearn.metrics import f1_score, r2_score, mean_squared_error, mean_absolute_error
from sklearn.svm import LinearSVR, SVR
from sklearn.tree import DecisionTreeRegressor, plot_tree
%matplotlib inline
sns.set(style="ticks")
```

```
col_list = ['Pelvic_incidence',
            'Pelvic_tilt',
            'Lumbar_lordosis_angle',
            'Sacral_slope',
            'Pelvic_radius',
            'Degree_spondylolisthesis',
            'Pelvic_slope',
            'Direct_tilt',
            'Thoracic_slope',
            'Cervical_tilt',
            'Sacrum_angle',
            'Scoliosis_slope',
            'Class_att',
            'To_drop']

data = pd.read_csv('data/Dataset_spine.csv', names=col_list, header=1, sep=",")
data.drop('To_drop', axis=1, inplace=True)
```

```
data.head()
```

	Pelvic_incidence	Pelvic_tilt	Lumbar_lordosis_angle	Sacral_slope	Pelvic_
0	39.056951	10.060991	25.015378	28.995960	114.
1	68.832021	22.218482	50.092194	46.613539	105.
2	69.297008	24.652878	44.311238	44.644130	101.
3	49.712859	9.652075	28.317406	40.060784	108.
4	40.250200	13.921907	25.124950	26.328293	130.

```
data.isnull().sum()
```

Pelvic_incidence	0
Pelvic_tilt	0
Lumbar_lordosis_angle	0
Sacral_slope	0
Pelvic_radius	0
Degree_spondylolisthesis	0
Pelvic_slope	0
Direct_tilt	0
Thoracic_slope	0
Cervical_tilt	0
Sacrum_angle	0
Scoliosis_slope	0
Class_att	0
dtype: int64	

Пропуски данных отсутствуют.

```
data['Class_att'] = data['Class_att'].map({'Abnormal': 1, 'Normal': 0})
```

Разделим выборку на обучающую и тестовую:

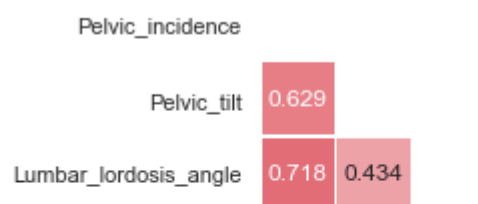
```
# Разделим данные на целевой столбец и признаки
X = data.drop("Class_att", axis=1)
Y = data["Class_att"]
```

```
# С использованием метода train_test_split разделим выборку на обучающую и тестовую
X_train, X_test, Y_train, Y_test = train_test_split(X, Y, test_size=0.25, random_state=42)
X_train.shape, X_test.shape, Y_train.shape, Y_test.shape
```

👤 ((231, 12), (78, 12), (231,), (78,))


▼ Линейная модель

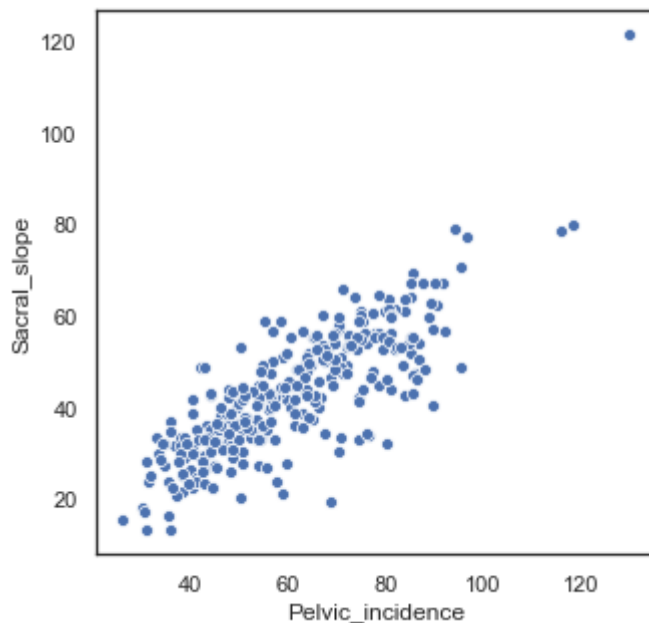
```
#Построим корреляционную матрицу
sns.set(style="white")
corr = data.corr(method='pearson')
mask = np.zeros_like(corr, dtype=np.bool)
mask[np.triu_indices_from(mask)] = True
f, ax = plt.subplots(figsize=(11, 9))
cmap = sns.diverging_palette(220, 10, as_cmap=True)
g=sns.heatmap(corr, mask=mask, cmap=cmap, center=0, annot=True, fmt='.3f',
               square=True, linewidths=.5, cbar_kws={"shrink": .5})
```



Sacral_slope	0.815	0.063	0.598			
Pelvic_radius	-0.248	0.035	-0.084	-0.344		
Degree_spondylolisthesis	0.640	0.399	0.533	0.524	-0.030	
Pelvic_slope	0.043	0.007	0.032	0.050	0.020	0.088

```
fig, ax = plt.subplots(figsize=(5,5))
sns.scatterplot(ax=ax, x='Pelvic_incidence', y='Sacral_slope', data=data)
```


 <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x5d88a30>



```
x_array = data['Pelvic_incidence'].values
y_array = data['Sacral_slope'].values
```

```
# Аналитическое вычисление коэффициентов регрессии
def analytic_regr_coef(x_array : np.ndarray,
                       y_array : np.ndarray) -> Tuple[float, float]:
    x_mean = np.mean(x_array)
    y_mean = np.mean(y_array)
    var1 = np.sum([(x-x_mean)**2 for x in x_array])
    cov1 = np.sum([(x-x_mean)*(y-x_mean) for x, y in zip(x_array, y_array)])
    b1 = cov1 / var1
    b0 = y_mean - b1*x_mean
    return b0, b1
```

```
b0, b1 = analytic_regr_coef(x_array, y_array)
b0, b1
```

 (4.565546113493063, 0.6347707526286969)

```
# Вычисление значений y на основе x для регрессии
def y_regr(x_array : np.ndarray, b0: float, b1: float) -> np.ndarray:
    res = [b1*x+b0 for x in x_array]
    return res
```

```
y_array_regr = y_regr(x_array, b0, b1)
```

```
# Простейшая реализация градиентного спуска
```

```
def gradient_descent(x_array : np.ndarray,  
                    y_array : np.ndarray,  
                    b0_0 : float,  
                    b1_0 : float,  
                    epochs : int,  
                    learning_rate : float = 0.001  
                    ) -> Tuple[float, float]:  
    # Значения для коэффициентов по умолчанию  
    b0, b1 = b0_0, b1_0  
    k = float(len(x_array))  
    for i in range(epochs):  
        # Вычисление новых предсказанных значений  
        # используется векторизованное умножение и сложение для вектора и константы  
        y_pred = b1 * x_array + b0  
        # Расчет градиентов  
        # np.multiply - поэлементное умножение векторов  
        dL_db1 = (-2/k) * np.sum(np.multiply(x_array, (y_array - y_pred)))  
        dL_db0 = (-2/k) * np.sum(y_array - y_pred)  
        # Изменение значений коэффициентов:  
        b1 = b1 - learning_rate * dL_db1  
        b0 = b0 - learning_rate * dL_db0  
    # Результирующие значения  
    y_pred = b1 * x_array + b0  
    return b0, b1, y_pred
```

```
def show_gradient_descent(epochs, b0_0, b1_0):  
    grad_b0, grad_b1, grad_y_pred = gradient_descent(x_array, y_array, b0_0, b1_0,  
    print('b0 = {} - (теоретический), {} - (градиентный спуск)'.format(b0, grad_b0)  
    print('b1 = {} - (теоретический), {} - (градиентный спуск)'.format(b1, grad_b1)  
    print('MSE = {}'.format(mean_squared_error(y_array_regr, grad_y_pred)))  
    plt.plot(x_array, y_array, 'g.')  
    plt.plot(x_array, y_array_regr, 'b', linewidth=2.0)  
    plt.plot(x_array, grad_y_pred, 'r', linewidth=2.0)  
    plt.show()
```

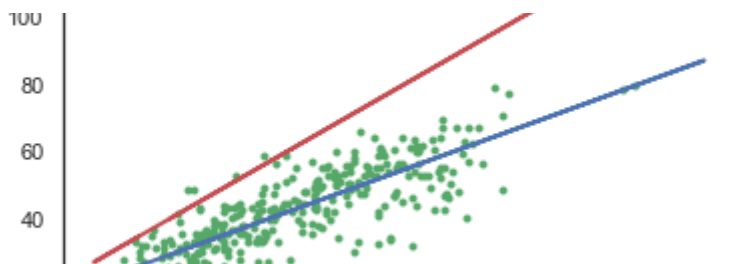
```
# Примеры использования градиентного спуска
```

```
show_gradient_descent(0, 1, 1)
```



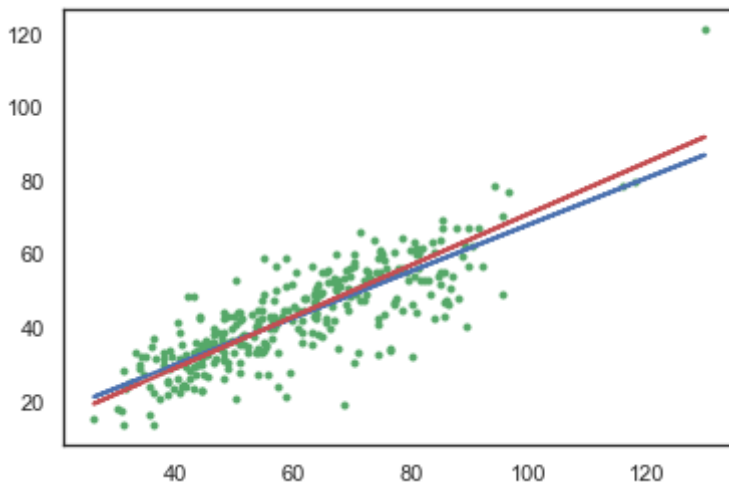
```
b0 = 4.565546113493063 - (теоретический), 1 - (градиентный спуск)  
b1 = 0.6347707526286969 - (теоретический), 1 - (градиентный спуск)  
MSE = 382.8630387134672
```





```
show_gradient_descent(0, 1, 0.7)
```

b0 = 4.565546113493063 - (теоретический), 1 - (градиентный спуск)
 b1 = 0.6347707526286969 - (теоретический), 0.7 - (градиентный спуск)
 MSE = 1.4084724961222816



```
# Обучим линейную регрессию и сравним коэффициенты с рассчитанными ранее
reg1 = LinearRegression().fit(x_array.reshape(-1, 1), y_array.reshape(-1, 1))
(b1, reg1.coef_), (b0, reg1.intercept_)
```

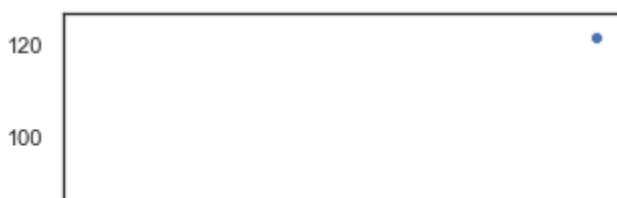
((0.6347707526286969, array([[0.63477075]])),
 (4.565546113493063, array([4.56554611])))

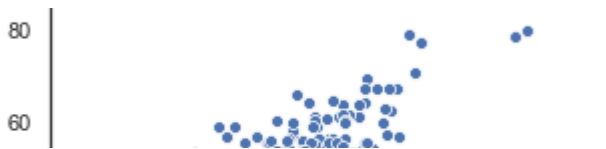
▼ SVM

```
fig, ax = plt.subplots(figsize=(5,5))
sns.scatterplot(ax=ax, x=x_array, y=y_array)
```



```
<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0xf20d730>
```



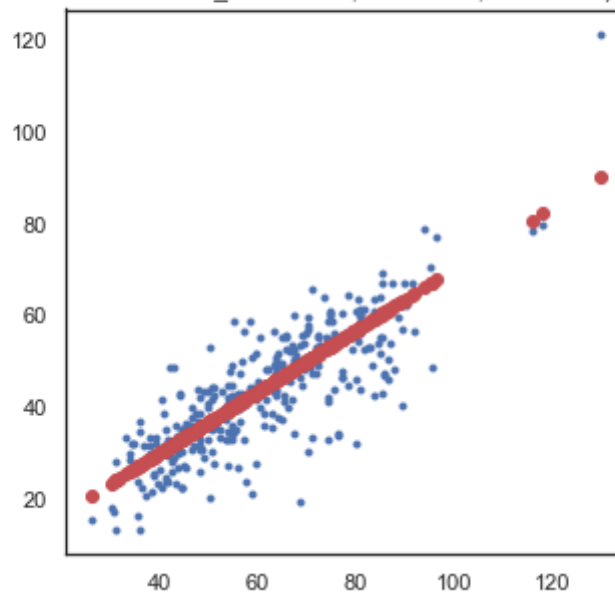


```
def plot_regr(clf):
    title = clf.__repr__
    clf.fit(x_array.reshape(-1, 1), y_array)
    y_pred = clf.predict(x_array.reshape(-1, 1))
    fig, ax = plt.subplots(figsize=(5,5))
    ax.set_title(title)
    ax.plot(x_array, y_array, 'b.')
    ax.plot(x_array, y_pred, 'ro')
    plt.show()
```

```
plot_regr(LinearSVR(C=1.0, max_iter=100000))
```



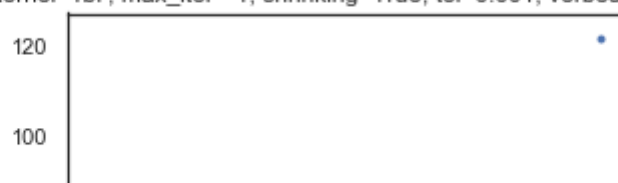
```
<bound method BaseEstimator.__repr__ of LinearSVR(C=1.0, dual=True, epsilon=0.0, fit_intercept=True,
intercept_scaling=1.0, loss='epsilon_insensitive', max_iter=100000,
random_state=None, tol=0.0001, verbose=0)>
```



```
plot_regr(SVR(kernel='rbf', gamma=0.2, C=1.0))
```



```
<bound method BaseEstimator.__repr__ of SVR(C=1.0, cache_size=200, coef0=0.0, degree=3, epsilon=0.1, gamma=0.2,
kernel='rbf', max_iter=-1, shrinking=True, tol=0.001, verbose=False)>
```





▼ Дерево решений



```
# Обучим дерево на всех признаках
tree = DecisionTreeRegressor(random_state=1)
tree.fit(X_train, Y_train)
```

```
DecisionTreeRegressor(ccp_alpha=0.0, criterion='mse', max_depth=None,
                      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, presort='deprecated',
                      random_state=1, splitter='best')
```

```
# Важность признаков
list(zip(X_train.columns.values, tree.feature_importances_))
```

```
[('Pelvic_incidence', 0.03881985535831688),
 ('Pelvic_tilt', 0.0648640652612829),
 ('Lumbar_lordosis_angle', 0.06149200087661627),
 ('Sacral_slope', 0.08263904265020883),
 ('Pelvic_radius', 0.181238439623055),
 ('Degree_spondylolisthesis', 0.41411903317709764),
 ('Pelvic_slope', 0.023065828402366866),
 ('Direct_tilt', 0.01842735042735041),
 ('Thoracic_slope', 0.07000532439464523),
 ('Cervical_tilt', 0.007145299145299295),
 ('Sacrum_angle', 0.038183760683760684),
 ('Scoliosis_slope', 0.0)]
```

```
# Важность признаков в сумме дает единицу
sum(tree.feature_importances_)
```

```
1.0
```

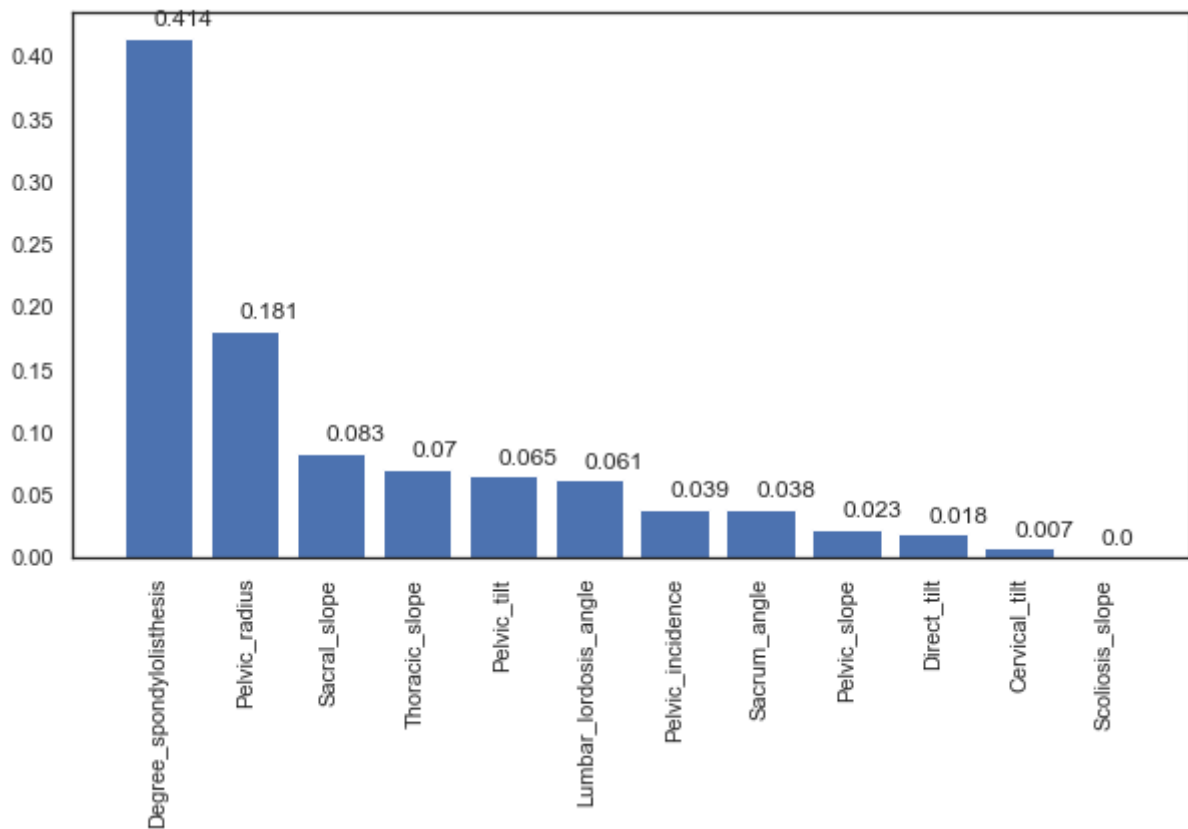
```
def draw_feature_importances(tree_model, X_dataset, figsize=(10,5)):
    """
    Вывод важности признаков в виде графика
    """
    # Сортировка значений важности признаков по убыванию
    list_to_sort = list(zip(X_dataset.columns.values, tree_model.feature_importances_))
    sorted_list = sorted(list_to_sort, key=itemgetter(1), reverse = True)
    # Названия признаков
    labels = [x for x,_ in sorted_list]
    # Важности признаков
    data = [x for _,x in sorted_list]
    # Вывод графика
    fig, ax = plt.subplots(figsize=figsize)
    ind = np.arange(len(labels))
    plt.bar(ind, data)
    plt.xticks(ind, labels, rotation='vertical')
    # Вывод значений
```

```

for a,b in zip(ind, data):
    plt.text(a-0.05, b+0.01, str(round(b,3)))
plt.show()
return labels, data

```

```
tree_fl, tree_fd = draw_feature_importances(tree, X_train)
```



Список признаков, отсортированный на основе важности, и значения важности
tree_fl, tree_fd



```

(['Degree_spondylolisthesis',
 'Pelvic_radius',
 'Sacral_slope',
 'Thoracic_slope',
 'Pelvic_tilt',
 'Lumbar_lordosis_angle',
 'Pelvic_incidence',

```

```
'Sacrum_angle',  
'Pelvic_slope',
```

```
X_train.head()
```



	Pelvic_incidence	Pelvic_tilt	Lumbar_lordosis_angle	Sacral_slope	Pelvic_slope
291	34.756738	2.631740	29.504381	32.124998	17.9575
17	38.697912	13.444749	31.000000	25.253163	17.9575
110	84.998956	29.610098	83.352194	55.388858	17.9575
228	43.436451	10.095743	36.032224	33.340707	17.9575
125	70.676898	21.704402	59.181161	48.972496	17.9575

```
0.007145299145299299,
```

```
# Пересортируем признаки на основе важности
```

```
X_train_sorted = X_train[tree_fl]
```

```
X_train_sorted.head()
```



	Degree_spondylolisthesis	Pelvic_radius	Sacral_slope	Thoracic_slope	Pelvic_slope
291	-0.460894	127.139850	32.124998	11.2762	17.9575
17	1.429186	123.159251	25.253163	17.9575	17.9575
110	71.321175	126.912990	55.388858	9.0119	17.9575
228	-3.114451	137.439694	33.340707	11.0132	17.9575
125	27.810148	103.008355	48.972496	14.8568	17.9575

```
Y_test_predict = tree.predict(X_test)
```

```
mean_absolute_error(Y_test, Y_test_predict)
```



```
0.11538461538461539
```

```
# Обучим дерево и предскажем результаты на пяти лучших признаках
```

```
tree_2 = DecisionTreeRegressor(random_state=1).fit(X_train[tree_fl[0:5]], Y_train)
```

```
Y_test_predict_2 = tree_2.predict(X_test[tree_fl[0:5]])
```

```
mean_absolute_error(Y_test, Y_test_predict_2)
```



```
0.16666666666666666
```

```
# Исследуем, как изменяется ошибка при добавлении признаков в порядке значимости
```

```
X_range = list(range(1, len(X_train.columns)+1))
```

```
X_range
```



```
[1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12]
```

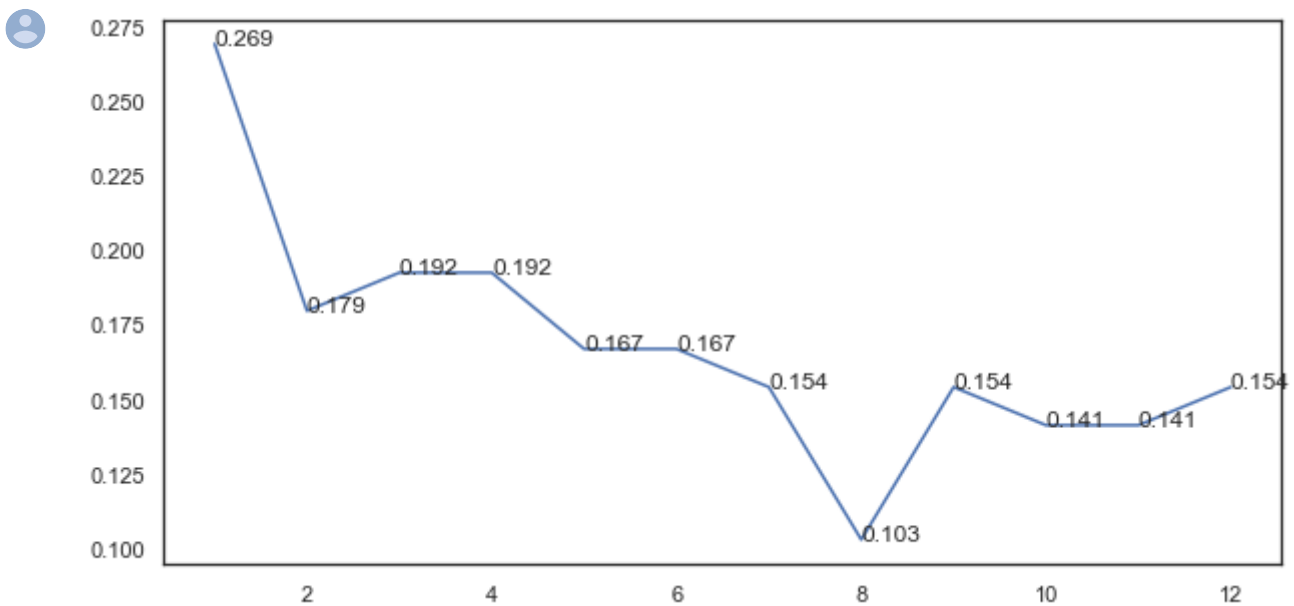
```
mae_list = []
```

```

mae_list = []
for i in X_range:
    # Обучим дерево и предскажем результаты на заданном количестве признаков
    tree_3 = DecisionTreeRegressor(random_state=1).fit(X_train[tree_fl[0:i]], Y_train[tree_fl[0:i]])
    Y_test_predict_3 = tree_3.predict(X_test[tree_fl[0:i]])
    temp_mae = mean_absolute_error(Y_test, Y_test_predict_3)
    mae_list.append(temp_mae)

plt.subplots(figsize=(10,5))
plt.plot(X_range, mae_list)
for a,b in zip(X_range, mae_list):
    plt.text(a, b, str(round(b,3)))
plt.show()

```




▼ Оценка качества моделей

Дерево решений

```

print("r2_score:", r2_score(Y_test, tree.predict(X_test)))
print("mean_squared_error:", mean_squared_error(Y_test, tree.predict(X_test)))

```



 r2_score: 0.4701886792452832
 mean_squared_error: 0.11538461538461539

Линейная регрессия

```


pred = reg1.predict(x_array.reshape(-1, 1))
print("r2_score:", r2_score(y_array, pred))
print("mean_squared_error", mean_squared_error(y_array, pred))

```


 r2_score: 0.664423352506976
 mean_squared_error 60.45739674813066

Метод опорных векторов

```
svr = SVR(kernel='rbf')
svr.fit(X_train, Y_train)
print("r2_score:", r2_score(Y_test, svr.predict(X_test)))
print("mean_squared_error", mean_squared_error(Y_test, svr.predict(X_test)))
```

 r2_score: 0.5993410854165501
mean_squared_error 0.08725724224573822

Последние две модели являются приемлемыми, т.к. коэффициент детерминации для всех
Если учитывать показатели обеих метрик, наилучший результат показал метод опорных ве