

Лабораторная работа
№5
по дисциплине
«Методы машинного обучения»
на тему
«Линейные модели, SVM и деревья
решений»

Выполнил:
студент группы ИУ5-21М
Гуныкин М.А.

▼ Лабораторная работа №5

▼ Линейные модели, SVM и деревья решений.

Цель лабораторной работы: изучение линейных моделей, SVM и деревьев решений.

▼ Задание:

Выберите набор данных (датасет) для решения задачи классификации или регрессии. В случае заполнения пропусков и кодирование категориальных признаков.

С использованием метода `train_test_split` разделите выборку на обучающую и тестовую.

Обучите следующие модели:

- одну из линейных моделей;
- SVM;
- дерево решений. Оцените качество моделей с помощью трех подходящих для задачи метрик.

Произведите для каждой модели подбор одного гиперпараметра с использованием `GridSearchCV`.

Повторите пункт 4 для найденных оптимальных значений гиперпараметров. Сравните качества моделей, полученных в пункте 4.

```
from datetime import datetime
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn.metrics import median_absolute_error, r2_score, mean_absolute_error
from sklearn.model_selection import GridSearchCV
from sklearn.model_selection import ShuffleSplit
from sklearn.model_selection import cross_val_score, train_test_split
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
from sklearn.svm import SVR
from sklearn.tree import DecisionTreeRegressor
from sklearn.tree import export_graphviz, plot_tree
import graphviz
# Enable inline plots
%matplotlib inline
```

▼ Выбор набора данных(датасета) и исследование его

```
data = pd.read_csv('camera_dataset.csv', sep=',')
data.head()
```

	Model	Release date	Max resolution	Low resolution	Effective pixels	Zoom wide (W)	Zoom tele (T)	Normal focus range
0	Agfa ePhoto 1280	1997	1024.0	640.0	0.0	38.0	114.0	70.0
1	Agfa ePhoto 1680	1998	1280.0	640.0	1.0	38.0	114.0	50.0
2	Agfa ePhoto CL18	2000	640.0	0.0	0.0	45.0	45.0	0.0
3	Agfa ePhoto	1999	1152.0	640.0	0.0	35.0	35.0	0.0

data.shape

```
(1038, 13)
```

data.dtypes

```
Model                object
Release date         int64
Max resolution       float64
Low resolution       float64
Effective pixels     float64
Zoom wide (W)       float64
Zoom tele (T)       float64
Normal focus range   float64
Macro focus range    float64
Storage included     float64
Weight (inc. batteries) float64
Dimensions           float64
Price               float64
dtype: object
```

data.isnull().sum()

```
Model                0
Release date         0
Max resolution       0
Low resolution       0
Effective pixels     0
Zoom wide (W)       0
Zoom tele (T)       0
Normal focus range   0
Macro focus range    1
Storage included     2
Weight (inc. batteries) 2
Dimensions           2
Price               0
dtype: int64
```

▼ Удаление или заполнение пропусков и кодирование категориальных признаков

```
# кодирование категориальных признаков числовыми
le = LabelEncoder()
data['Model'] = le.fit_transform(data['Model'])
```

```
# заполнение 0 пропусков
data = data.fillna(0)
```

```
data.dtypes
```

```
[>] Model                int64
     Release date        int64
     Max resolution      float64
     Low resolution      float64
     Effective pixels     float64
     Zoom wide (W)       float64
     Zoom tele (T)       float64
     Normal focus range   float64
     Macro focus range    float64
     Storage included     float64
     Weight (inc. batteries) float64
     Dimensions          float64
     Price              float64
     dtype: object
```

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

```
[>] Model                0
     Release date        0
     Max resolution      0
     Low resolution      0
     Effective pixels     0
     Zoom wide (W)       0
     Zoom tele (T)       0
     Normal focus range   0
     Macro focus range    0
     Storage included     0
     Weight (inc. batteries) 0
     Dimensions          0
     Price              0
     dtype: int64
```

```
data.head()
```

```
[>]
```

	Model	Release date	Max resolution	Low resolution	Effective pixels	Zoom wide (W)	Zoom tele (T)	Normal focus range
0	0	1997	1024.0	640.0	0.0	38.0	114.0	70.0
1	1	1998	1280.0	640.0	1.0	38.0	114.0	50.0
2	2	2000	640.0	0.0	0.0	45.0	45.0	0.0
3	3	1999	1152.0	640.0	0.0	35.0	35.0	0.0
4	4	1999	1152.0	640.0	0.0	43.0	43.0	50.0

▼ С использованием метода train_test_split разделение выборки

Разделим данные на целевой столбец и признаки.

```
# Перейдем к разделению выборки на обучающую и тестовую.
X = data.drop('Price',axis = 1).values
y = data['Price'].values
```

Разделим выборку на тренировочную и тестовую.

```
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.25, random_state=1)
```

```
print(X_train.shape)
print(y_train.shape)
print(X_test.shape)
print(y_test.shape)
```

```
↳ (778, 12)
(778,)
(260, 12)
(260,)
```

▼ Обучение моделей

```
def test_model(model):
    print("mean_absolute_error:", mean_absolute_error(y_test, model.predict(X_test)))
    print("median_absolute_error:", median_absolute_error(y_test, model.predict(X_test)))
    print("r2_score:", r2_score(y_test, model.predict(X_test)))
```

- Линейная модель Ridge

```
from sklearn.linear_model import Ridge
```

```
ridge = Ridge(alpha=1.0)
```

```
ridge.fit(X_train, y_train)
```

```
[> Ridge(alpha=1.0, copy_X=True, fit_intercept=True, max_iter=None,  
        normalize=False, random_state=None, solver='auto', tol=0.001)
```

```
# Проверим метрики построенной модели
```

```
test_model(ridge)
```

```
[> mean_absolute_error: 306.3038807132392  
    median_absolute_error: 165.30968988067252  
    r2_score: 0.37462185757821154
```

Данный метод без настройки гиперпараметров работает хуже, чем метод К ближайших соседей.

- SVM;

```
svr = SVR(kernel='linear', C=1.0)
```

```
svr.fit(X_train, y_train)
```

```
test_model(svr)
```

```
[> mean_absolute_error: 282.0231575952385  
    median_absolute_error: 80.92326189883352  
    r2_score: 0.10635427550256049
```

SVM показал результаты лучше по средней абсолютной ошибке, коэффициенте детерминации и коэффициенте корреляции, чем Ridge.

- дерево решений.

```
dt_r = DecisionTreeRegressor(max_depth=None)
```

```
dt_r.fit(X_train, y_train)
```

```
test_model(dt_r)
```

```
[> mean_absolute_error: 184.8230769230769  
    median_absolute_error: 0.0  
    r2_score: 0.4429956343774656
```

Дерево решений показало достаточно хороший результат по сравнению с рассмотренным методом К-ближайших соседей, коэффициенте детерминации больше, чем в методе SVM.

▼ Подбор гиперпараметра K

- Линейная модель — Ridge

```
param_range = np.arange(0.001, 2.01, 0.1)  
tuned_parameters = [{'alpha': param_range}]  
tuned_parameters
```

```
[> [{"alpha": array([1.000e-03, 1.010e-01, 2.010e-01, 3.010e-01, 4.010e-01, 5.010e-01,
6.010e-01, 7.010e-01, 8.010e-01, 9.010e-01, 1.001e+00, 1.101e+00,
1.201e+00, 1.301e+00, 1.401e+00, 1.501e+00, 1.601e+00, 1.701e+00,
1.801e+00, 1.901e+00, 2.001e+00])}]
```

```
gs = GridSearchCV(Ridge(), tuned_parameters,
cv=ShuffleSplit(n_splits=10), scoring="r2",return_train_score=True, n_jobs=-1)
gs.fit(X, y)
gs.best_estimator_
```

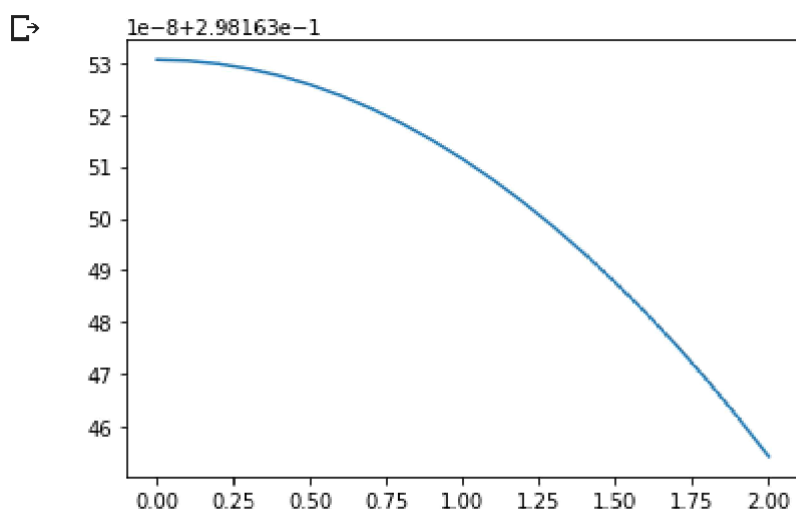
```
[> Ridge(alpha=2.001, copy_X=True, fit_intercept=True, max_iter=None,
normalize=False, random_state=None, solver='auto', tol=0.001)
```

```
reg = Ridge(**gs.best_params_)
reg.fit(X_train, y_train)
test_model(reg)
```

```
[> mean_absolute_error: 306.26400065441203
median_absolute_error: 165.30140387399297
r2_score: 0.3746856932251066
```

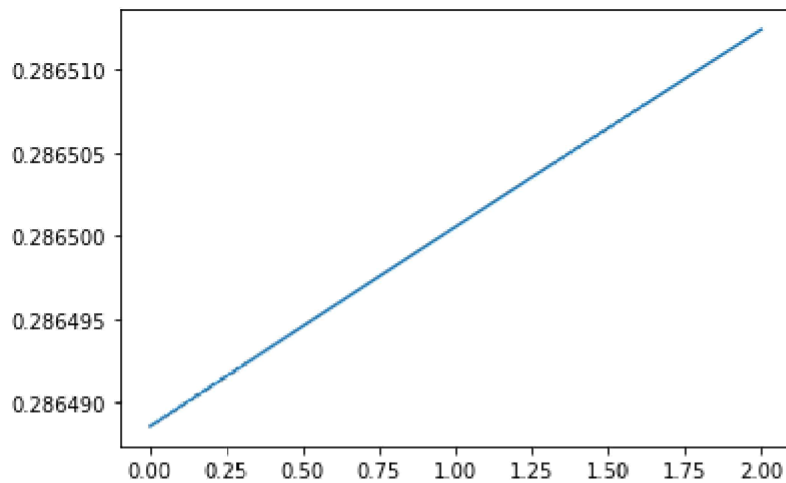
При использовании метода Ridge с подобранными параметрами результат остается практ

```
plt.plot(param_range, gs.cv_results_["mean_train_score"]);
```



```
plt.plot(param_range, gs.cv_results_["mean_test_score"]);
```

[>



```
from sklearn.linear_model import LinearRegression
```

```
reg = LinearRegression()
reg.fit(X_train, y_train)
test_model(reg)
```

```
[> mean_absolute_error: 306.34387129507815
    median_absolute_error: 165.31800124581423
    r2_score: 0.3745577194481675
```

Аналогичный результат и при использовании линейной регрессии.

- SVM

```
tuned_parameters = [{'C': [1, 10, 100, 1000]}]
```

```
gs = GridSearchCV(SVR(), tuned_parameters, cv=ShuffleSplit(n_splits=10), scoring="r2", ret
#, cv=ShuffleSplit(n_splits=10), scoring="r2", return_train_score=True, n_jobs=-1
gs.fit(X, y)
gs.best_estimator_
```

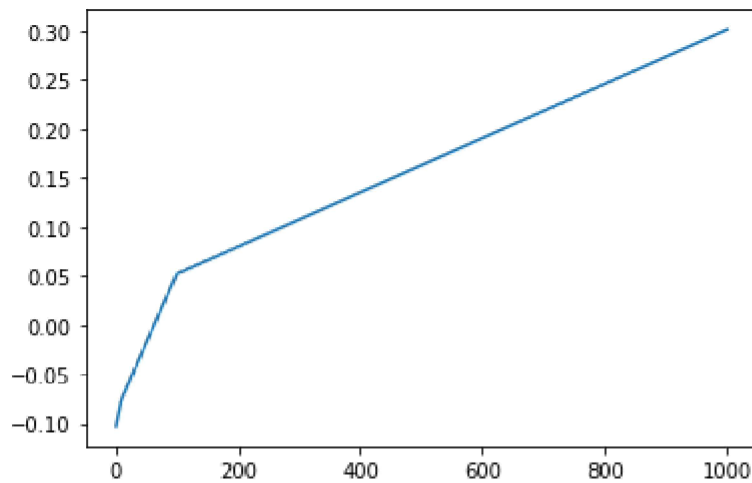
```
[> SVR(C=1000, cache_size=200, coef0=0.0, degree=3, epsilon=0.1, gamma='scale',
    kernel='rbf', max_iter=-1, shrinking=True, tol=0.001, verbose=False)
```

```
reg = gs.best_estimator_
reg.fit(X_train, y_train)
test_model(reg)
```

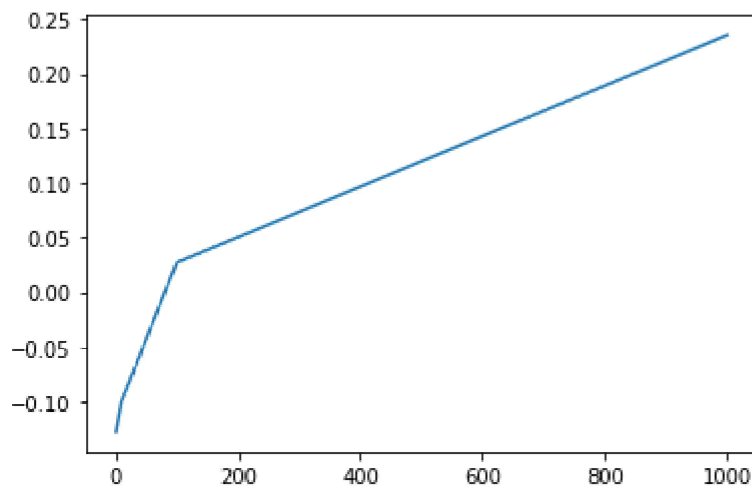
```
[> mean_absolute_error: 269.14927329575966
    median_absolute_error: 73.93932701801725
    r2_score: 0.212389939289774
```

С подобранными параметрами результаты значительно лучше.

```
plt.plot(tuned_parameters[0]['C'], gs.cv_results_["mean_train_score"]);
```

```
plt.plot(tuned_parameters[0]['C'], gs.cv_results_["mean_test_score"]);
```



- Дерево решений

```
param_range = np.arange(1, 51, 2)
tuned_parameters = [{'max_depth': param_range}]
tuned_parameters
```



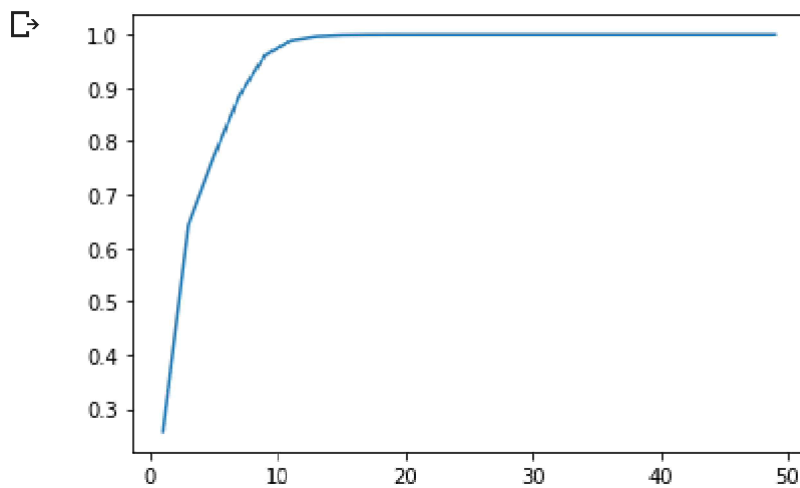
```
[{'max_depth': array([ 1,  3,  5,  7,  9, 11, 13, 15, 17, 19, 21, 23, 25, 27, 29, 31,
                    35, 37, 39, 41, 43, 45, 47, 49])}]
```

```
gs = GridSearchCV(DecisionTreeRegressor(), tuned_parameters,
cv=ShuffleSplit(n_splits=10), scoring="r2",
return_train_score=True, n_jobs=-1)
gs.fit(X, y)
gs.best_estimator_
```

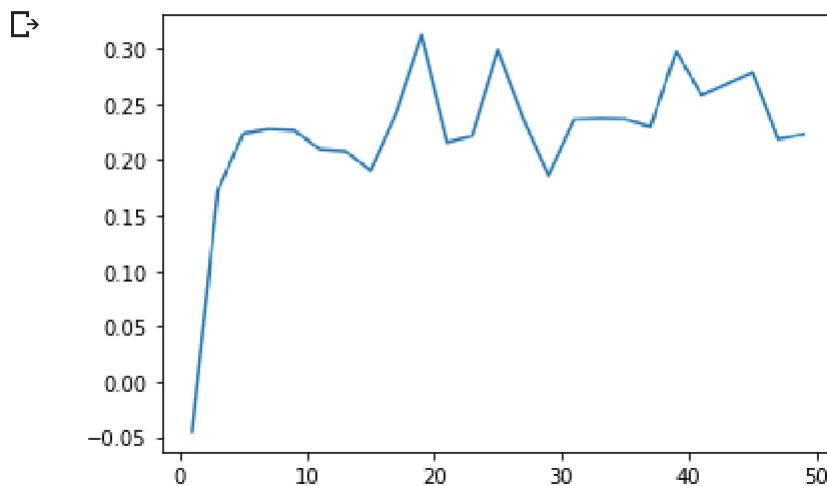


```
DecisionTreeRegressor(ccp_alpha=0.0, criterion='mse', max_depth=19,
max_features=None, max_leaf_nodes=None,
min_impurity_decrease=0.0, min_impurity_split=None,
min_samples_leaf=1, min_samples_split=2,
min_weight_fraction_leaf=0.0, presort='deprecated',
random_state=None, splitter='best')
```

```
plt.plot(param_range, gs.cv_results_["mean_train_score"]);
```



```
plt.plot(param_range, gs.cv_results_["mean_test_score"]);
```



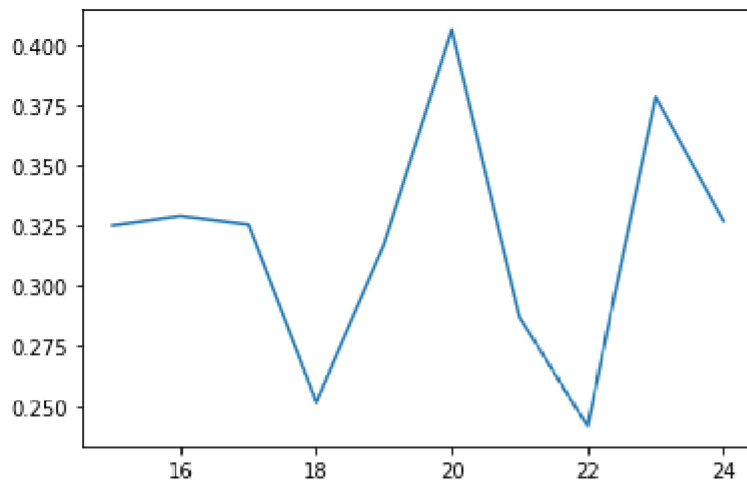
```
param_range = np.arange(15, 25, 1)
tuned_parameters = [{'max_depth': param_range}]
tuned_parameters
```

```
[{'max_depth': array([15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24])}]
```

```
gs = GridSearchCV(DecisionTreeRegressor(), tuned_parameters,
cv=ShuffleSplit(n_splits=10), scoring="r2",
return_train_score=True, n_jobs=-1)
gs.fit(X, y)
gs.best_estimator_
```

```
DecisionTreeRegressor(ccp_alpha=0.0, criterion='mse', max_depth=20,
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=None, splitter='best')
```

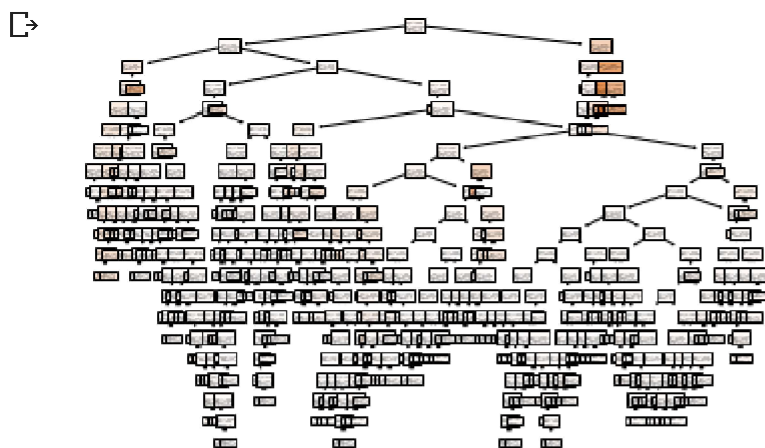
```
plt.plot(param_range, gs.cv_results_["mean_test_score"]);
```



```
reg = gs.best_estimator_  
reg.fit(X_train, y_train)  
test_model(reg)
```

```
[> mean_absolute_error: 179.6846153846154  
median_absolute_error: 0.0  
r2_score: 0.3902964044398235
```

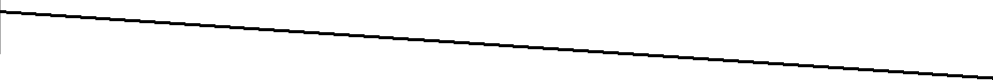
```
plot_tree(reg, filled=True);
```




```
dot_data = export_graphviz(reg, out_file=None, feature_names=data.columns[:-1],  
filled=True, rounded=True,  
special_characters=True)  
graph = graphviz.Source(dot_data)  
graph
```

```
[>
```

batteries) ≤ 1135.0
30110.892
es = 778
= 454.473

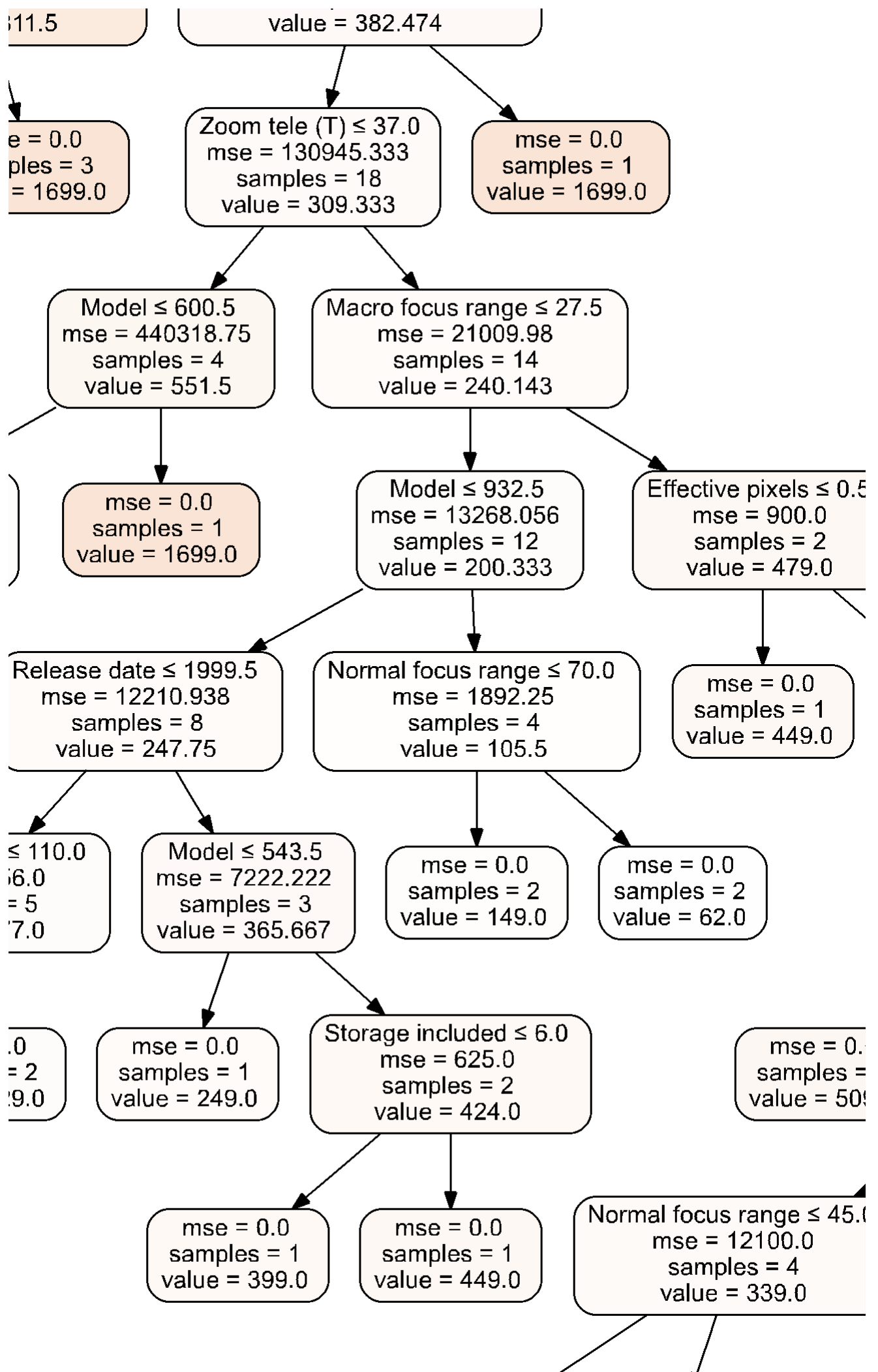


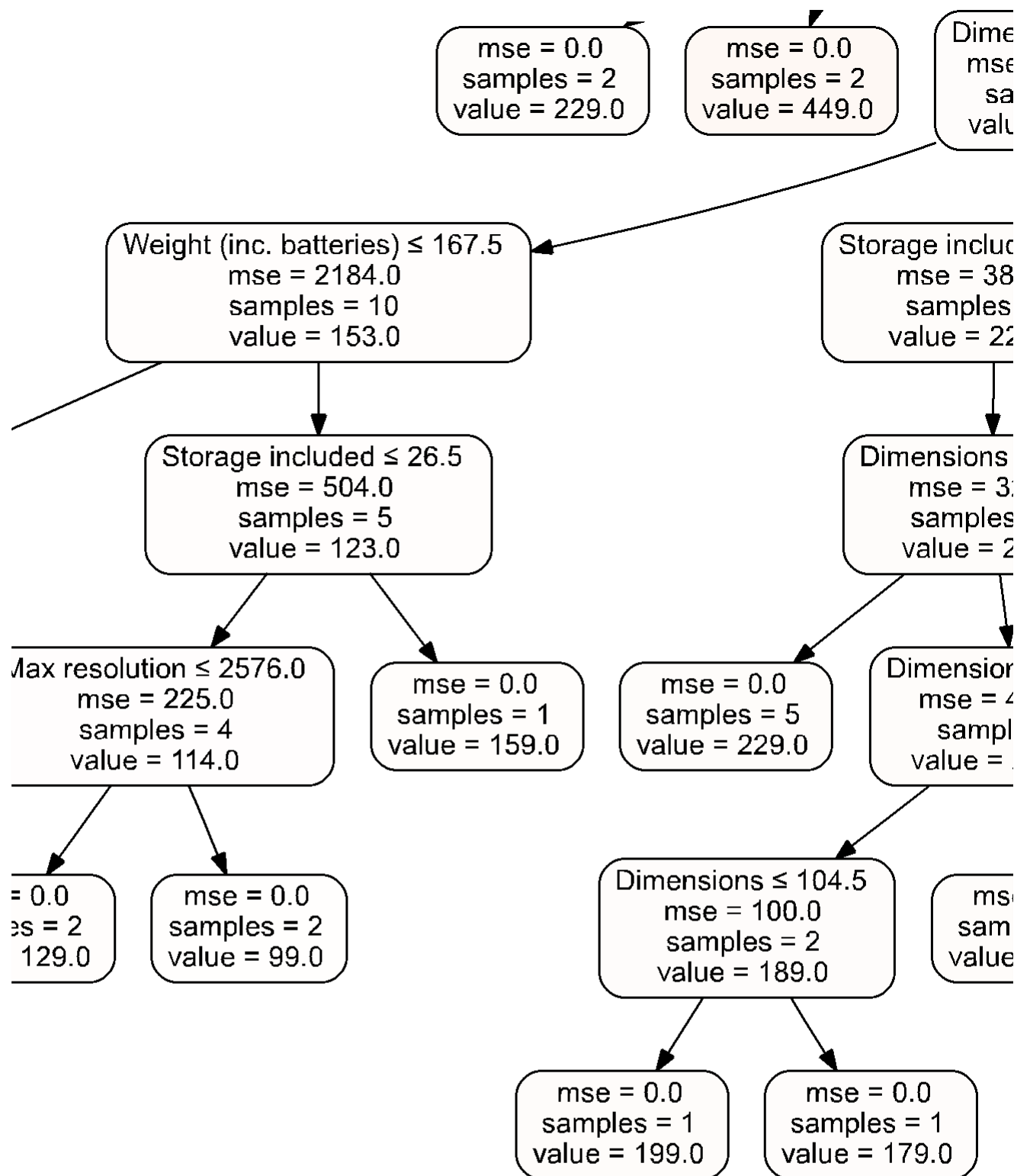
eries) ≤ 205.0
364.042
s = 23
44.043



nge ≤ 30.0
.68.75
= 4

Weight (inc. batteries) ≤ 505.0
mse = 220344.67
samples = 19





Вывод

Наибольшую точность дает модель, построенная при помощи дерева решений, затем идет SGD (стохастический градиентный метод), а потом линейный метод.

