Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана
Факультет «Информатика и системы управления»
Кафедра «Системы обработки информации и управления»

Отчёт

“Методы машинного обучения”

Лабораторная работа № 5

“Линейный модели, SVM и деревья решений”

ИСПОЛНИТЕЛЬ:

Студент группы ИУ5-21М

Коростелёв В. М. _____

ПРЕПОДАВАТЕЛЬ:

Гапанюк Ю. Е. _____

Москва – 2019

Описание задания

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

Задание

1. Выберите набор данных (датасет) для решения задачи классификации или регресии.
2. В случае необходимости проведите удаление или заполнение пропусков и кодирование категориальных признаков.
3. С использованием метода train_test_split разделите выборку на обучающую и тестовую.
4. Обучите 1) одну из линейных моделей, 2) SVM и 3) дерево решений. Оцените качество моделей с помощью трех подходящих для задачи метрик. Сравните качество полученных моделей.
5. Произведите для каждой модели подбор одного гиперпараметра с использованием GridSearchCV и кросс-валидации.
6. Повторите пункт 4 для найденных оптимальных значений гиперпараметров. Сравните качество полученных моделей с качеством моделей, полученных в пункте 4.

Ход выполнения лабораторной работы

Выбор датасета

В качестве исходных данных выбираем датасет Heart Disease UCI (https://www.kaggle.com/ronitf/heart-disease-uci (https://www.kaggle.com/ronitf/heart-disease-uci)).

In [1]:

```
import os
import numpy as np
import pandas as pd
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
%matplotlib inline
os.listdir()
data = pd.read_csv('heart.csv', sep=",")
```

In [2]:

```
total_count = data.shape[0]
num_cols = []
for col in data.columns:
    # Количество пустых значений
    temp_null_count = data[data[col].isnull()].shape[0]
    dt = str(data[col].dtype)
    if temp_null_count>0:
        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))

data_cleared = data
```

In [3]:

```
uniquevalues = np.unique(data_cleared['target'].values)
uniquevalues
```

Out[3]:

```
array([0, 1], dtype=int64)
```

train_test_split

In [4]:

```
target = data_cleared['target']
data_cleared = data_cleared.drop('target', axis=1)
```

In [5]:

```
data_cleared.head(10)
```

Out[5]:

	age	sex	cp	trestbps	chol	fbs	restecg	thalach	exang	oldpeak	slope	ca	thal
0	63	1	3	145	233	1	0	150	0	2.3	0	0	1
1	37	1	2	130	250	0	1	187	0	3.5	0	0	2
2	41	0	1	130	204	0	0	172	0	1.4	2	0	2
3	56	1	1	120	236	0	1	178	0	0.8	2	0	2
4	57	0	0	120	354	0	1	163	1	0.6	2	0	2
5	57	1	0	140	192	0	1	148	0	0.4	1	0	1
6	56	0	1	140	294	0	0	153	0	1.3	1	0	2
7	44	1	1	120	263	0	1	173	0	0.0	2	0	3
8	52	1	2	172	199	1	1	162	0	0.5	2	0	3
9	57	1	2	150	168	0	1	174	0	1.6	2	0	2

In [6]:

```
from sklearn.model_selection import train_test_split
X_train, X_test, Y_train, Y_test = train_test_split(
    data_cleared,
    target,
    test_size=0.2,
    random_state=1
)
```

In [7]:

```
X_train.shape, Y_train.shape
```

Out[7]:

```
((242, 13), (242,))
```

In [8]:

```
X_test.shape, Y_test.shape
```

Out[8]:

```
((61, 13), (61,))
```

Обучение

In [10]:

```
from sklearn.linear_model import SGDClassifier
from sklearn.svm import LinearSVC
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
from sklearn.model_selection import GridSearchCV

from sklearn.metrics import accuracy_score
from sklearn.metrics import balanced_accuracy_score
from sklearn.metrics import precision_score, recall_score, f1_score
import warnings
warnings.filterwarnings('ignore')
```

Стохастический градиентный спуск

In [11]:

```
sgd = SGDClassifier().fit(X_train, Y_train)
predicted_sgd = sgd.predict(X_test)
```

In [12]:

```
accuracy_score(Y_test, predicted_sgd)
```

Out[12]:

```
0.639344262295082
```

In [13]:

```
balanced_accuracy_score(Y_test, predicted_sgd)
```

Out[13]:

```
0.635483870967742
```

In [14]:

```
(precision_score(Y_test, predicted_sgd, average='weighted'),
 recall_score(Y_test, predicted_sgd, average='weighted'))
```

Out[14]:

```
(0.6737704918032786, 0.639344262295082)
```

In [15]:

```
f1_score(Y_test, predicted_sgd, average='weighted')
```

Out[15]:

```
0.6176801590576585
```

Линейный классификатор на основе SVM

In [16]:

```
svm = LinearSVC(C=1.0).fit(X_train, Y_train)
predicted_svm = svm.predict(X_test)
```

In [17]:

```
accuracy_score(Y_test, predicted_svm)
```

Out[17]:

```
0.7704918032786885
```

In [18]:

```
balanced_accuracy_score(Y_test, predicted_svm)
```

Out[18]:

```
0.7682795698924731
```

In [19]:

```
(precision_score(Y_test, predicted_svm, average='weighted'),
 recall_score(Y_test, predicted_svm, average='weighted'))
```

Out[19]:

```
(0.7895983797623143, 0.7704918032786885)
```

In [20]:

```
f1_score(Y_test, predicted_svm, average='weighted')
```

Out[20]:

```
0.765952080706179
```

Дерево решений

In [21]:

```
dt = DecisionTreeClassifier(random_state=1).fit(X_train, Y_train)
predicted_dt = dt.predict(X_test)
```

In [22]:

```
accuracy_score(Y_test, predicted_dt)
```

Out[22]:

```
0.6885245901639344
```

In [23]:

```
balanced_accuracy_score(Y_test, predicted_dt)
```

Out[23]:

```
0.6887096774193548
```

In [24]:

```
(precision_score(Y_test, predicted_dt, average='weighted'),
 recall_score(Y_test, predicted_dt, average='weighted'))
```

Out[24]:

```
(0.6888947646747752, 0.6885245901639344)
```

In [25]:

```
f1_score(Y_test, predicted_dt, average='weighted')
```

Out[25]:

```
0.6885245901639343
```

Из двух представленных моделей с параметрами по умолчанию с задачей классификации на выбранном датасете лучше справляется линейный классификатор на основе SVM.

Подбор гиперпараметров

Стохастический градиентный спуск

In [26]:

```
n_range = np.array(range(0,100,5))
n_range = n_range / 100
tuned_parameters = [{'l1_ratio': n_range}]
tuned_parameters
```

Out[26]:

```
[{'l1_ratio': array([0.  , 0.05, 0.1 , 0.15, 0.2 , 0.25, 0.3 , 0.35, 0.4 ,
0.45, 0.5 ,
         0.55, 0.6 , 0.65, 0.7 , 0.75, 0.8 , 0.85, 0.9 , 0.95])}]
```

In [27]:

```
clf_gs_sgd = GridSearchCV(SGDClassifier(), tuned_parameters, cv=5,
                      scoring='accuracy')
clf_gs_sgd.fit(X_train, Y_train)
```

Out[27]:

```
GridSearchCV(cv=5, error_score='raise-deprecating',
       estimator=SGDClassifier(alpha=0.0001, average=False, class_weight=N
one,
       early_stopping=False, epsilon=0.1, eta0=0.0, fit_intercept=True,
       l1_ratio=0.15, learning_rate='optimal', loss='hinge', max_iter=Non
e,
       n_iter=None, n_iter_no_change=5, n_jobs=None, penalty='l2',
       power_t=0.5, random_state=None, shuffle=True, tol=None,
       validation_fraction=0.1, verbose=0, warm_start=False),
       fit_params=None, iid='warn', n_jobs=None,
       param_grid=[{'l1_ratio': array([0.  , 0.05, 0.1 , 0.15, 0.2 , 0.25,
0.3 , 0.35, 0.4 , 0.45, 0.5 ,
       0.55, 0.6 , 0.65, 0.7 , 0.75, 0.8 , 0.85, 0.9 , 0.95])}],
       pre_dispatch='2*n_jobs', refit=True, return_train_score='warn',
       scoring='accuracy', verbose=0)
```

In [28]:

```
clf_gs_sgd.best_params_
```

Out[28]:

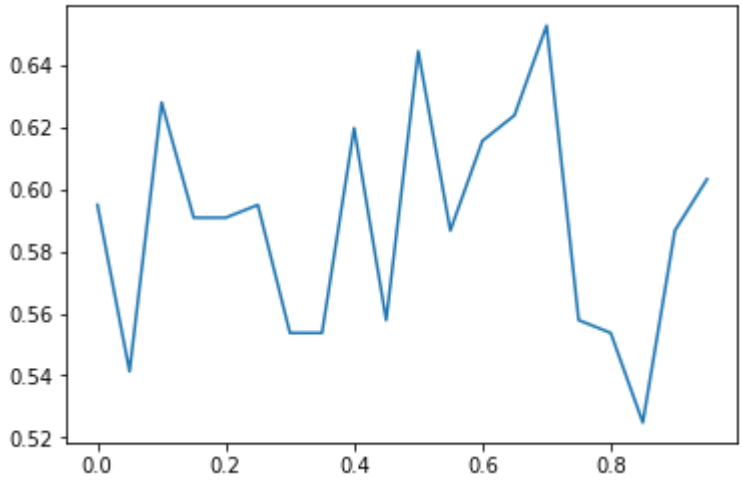
```
{'l1_ratio': 0.7}
```

In [29]:

```
plt.plot(n_range, clf_gs_sgd.cv_results_['mean_test_score'])
```

Out[29]:

```
[<matplotlib.lines.Line2D at 0x1855cff1358>]
```



Линейный классификатор на основе SVM

In [30]:

```
n_range = np.array(range(1,20,1))
tuned_parameters = [{'C': n_range}]
tuned_parameters
```

Out[30]:

```
[{'C': array([ 1,  2,  3,  4,  5,  6,  7,  8,  9, 10, 11, 12, 13, 14, 15,
16, 17,
        18, 19])}]
```

In [31]:

```
clf_gs_svm = GridSearchCV(LinearSVC(), tuned_parameters, cv=3,
                          scoring='accuracy')
clf_gs_svm.fit(X_train, Y_train)
```

Out[31]:

```
GridSearchCV(cv=3, error_score='raise-deprecating',
       estimator=LinearSVC(C=1.0, class_weight=None, dual=True, fit_interc
ept=True,
     intercept_scaling=1, loss='squared_hinge', max_iter=1000,
     multi_class='ovr', penalty='l2', random_state=None, tol=0.0001,
     verbose=0),
       fit_params=None, iid='warn', n_jobs=None,
       param_grid=[{'C': array([ 1,  2,  3,  4,  5,  6,  7,  8,  9, 10, 1
1, 12, 13, 14, 15, 16, 17,
       18, 19])}],
       pre_dispatch='2*n_jobs', refit=True, return_train_score='warn',
       scoring='accuracy', verbose=0)
```

In [32]:

```
clf_gs_svm.best_params_
```

Out[32]:

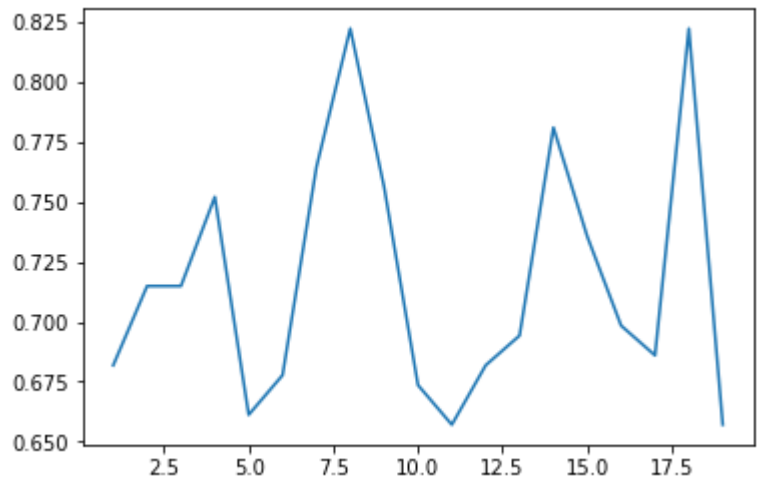
```
{'C': 8}
```

In [33]:

```
plt.plot(n_range, clf_gs_svm.cv_results_['mean_test_score'])
```

Out[33]:

```
[<matplotlib.lines.Line2D at 0x1855d08abe0>]
```



Дерево решений

In [34]:

```
n_range = np.array(range(1,7,1))
tuned_parameters = [{'max_depth': n_range}]
tuned_parameters
```

Out[34]:

```
[{'max_depth': array([1, 2, 3, 4, 5, 6])}]
```

In [35]:

```
clf_gs_dt = GridSearchCV(DecisionTreeClassifier(random_state=1), tuned_parameters,
                         cv=5, scoring='accuracy')
clf_gs_dt.fit(X_train, Y_train)
```

Out[35]:

```
GridSearchCV(cv=5, error_score='raise-deprecating',
       estimator=DecisionTreeClassifier(class_weight=None, criterion='gin
i', 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=False, random_state=1,
            splitter='best'),
       fit_params=None, iid='warn', n_jobs=None,
       param_grid=[{'max_depth': array([1, 2, 3, 4, 5, 6])}],
       pre_dispatch='2*n_jobs', refit=True, return_train_score='warn',
       scoring='accuracy', verbose=0)
```

In [36]:

```
clf_gs_dt.best_params_
```

Out[36]:

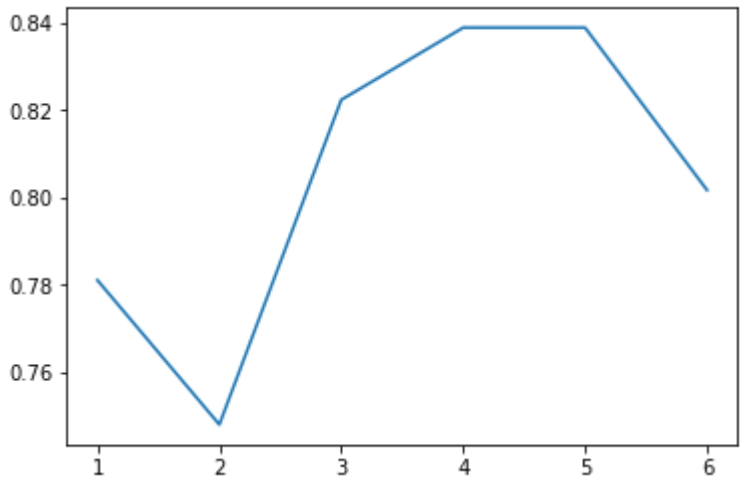
```
{'max_depth': 4}
```

In [37]:

```
plt.plot(n_range, clf_gs_dt.cv_results_['mean_test_score'])
```

Out[37]:

```
[<matplotlib.lines.Line2D at 0x1855d0f8f28>]
```



Сравнение моделей после подбора гиперпараметров

Стохастический градиентный спуск

In [38]:

```
sgd_optimized = SGDClassifier(l1_ratio=clf_gs_sgd.best_params_['l1_ratio']).fit(X_train
, Y_train)
predicted_sgd_opt = sgd_optimized.predict(X_test)
```

In [39]:

```
accuracy_score(Y_test, predicted_sgd_opt)
```

Out[39]:

```
0.5409836065573771
```

In [40]:

```
balanced_accuracy_score(Y_test, predicted_sgd_opt)
```

Out[40]:

```
0.5473118279569893
```

In [41]:

```
(precision_score(Y_test, predicted_sgd_opt, average='weighted'),
 recall_score(Y_test, predicted_sgd_opt, average='weighted'))
```

Out[41]:

```
(0.6180067655477491, 0.5409836065573771)
```

In [42]:

```
f1_score(Y_test, predicted_sgd_opt, average='weighted')
```

Out[42]:

```
0.46160483175151
```

Линейный классификатор на основе SVM

In [43]:

```
svm_optimized = LinearSVC(C=clf_gs_svm.best_params_['C']).fit(X_train, Y_train)
predicted_svm_opt = svm_optimized.predict(X_test)
```

In [44]:

```
accuracy_score(Y_test, predicted_svm_opt)
```

Out[44]:

```
0.7540983606557377
```

In [45]:

```
balanced_accuracy_score(Y_test, predicted_svm_opt)
```

Out[45]:

```
0.7510752688172042
```

In [46]:

```
(precision_score(Y_test, predicted_svm_opt, average='weighted'),
 recall_score(Y_test, predicted_svm_opt, average='weighted'))
```

Out[46]:

```
(0.790932248654423, 0.7540983606557377)
```

In [47]:

```
f1_score(Y_test, predicted_svm_opt, average='weighted')
```

Out[47]:

```
0.7450239920805513
```

Дерево решений

In [48]:

```
dt_optimized = DecisionTreeClassifier(max_depth=clf_gs_dt.best_params_['max_depth']).fi
t(X_train, Y_train)
predicted_dt_opt = dt_optimized.predict(X_test)
```

In [49]:

```
accuracy_score(Y_test, predicted_dt_opt)
```

Out[49]:

```
0.7540983606557377
```

In [50]:

```
balanced_accuracy_score(Y_test, predicted_dt_opt)
```

Out[50]:

```
0.7543010752688173
```

In [51]:

```
(precision_score(Y_test, predicted_dt_opt, average='weighted'),
 recall_score(Y_test, predicted_dt_opt, average='weighted'))
```

Out[51]:

```
(0.7545037898818968, 0.7540983606557377)
```

In [52]:

```
f1_score(Y_test, predicted_dt_opt, average='weighted')
```

Out[52]:

```
0.7540983606557377
```

Подбор гиперпараметров позволил увеличить точность работы стохастического градиентного спуска и дерева решений. В случае с деревом решений, точность модели увеличилась существенно и после подбора гиперпараметров именно эта модель предоставляет наибольшую точность.