

Домашнее задание
по дисциплине
«Методы машинного обучения»

Выполнил:
студент группы ИУ5-21М
Могильников И. А.

1. Описание задания

Цель домашнего задания: решение комплексной задачи машинного обучения.

1.1. Задание

1. Поиск и выбор набора данных для построения моделей машинного обучения. На основе выбранного набора данных студент должен построить модели машинного обучения для решения или задачи классификации, или задачи регрессии.
2. Проведение разведочного анализа данных. Построение графиков, необходимых для понимания структуры данных. Анализ и заполнение пропусков в данных.
3. Выбор признаков, подходящих для построения моделей. Кодирование категориальных признаков Масштабирование данных. Формирование вспомогательных признаков, улучшающих качество моделей.
4. Проведение корреляционного анализа данных. Формирование промежуточных выводов о возможности построения моделей машинного обучения. В зависимости от набора данных, порядок выполнения пунктов 2, 3, 4 может быть изменен.
5. Выбор метрик для последующей оценки качества моделей. Необходимо выбрать не менее двух метрик и обосновать выбор.
6. Выбор наиболее подходящих моделей для решения задачи классификации или регрессии. Необходимо использовать не менее трех моделей, хотя бы одна из которых должна быть ансамблевой.
7. Формирование обучающей и тестовой выборок на основе исходного набора данных.
8. Построение базового решения (baseline) для выбранных моделей без подбора гиперпараметров. Производится обучение моделей на основе обучающей выборки и оценка качества моделей на основе тестовой выборки.
9. Подбор гиперпараметров для выбранных моделей. Рекомендуется подбирать не более 1-2 гиперпараметров. Рекомендуется использовать методы кросс-валидации. В зависимости от используемой библиотеки можно применять функцию GridSearchCV, использовать перебор параметров в цикле, или использовать другие методы.
10. Повторение пункта 8 для найденных оптимальных значений гиперпараметров. Сравнение качества полученных моделей с качеством baseline-моделей.
11. Формирование выводов о качестве построенных моделей на основе выбранных метрик.

2. Ход выполнения домашнего задания

2.1. Выбор датасета

В качестве исходных данных для решения поставленной задачи был выбран датасет Heart Disease UCI (<https://www.kaggle.com/ronitf/heart-disease-uci>). 303 записи, 14 признаков, целевой признак относится к наличию болезни сердца у пациента: 0 - нет болезни сердца, 1 - есть. На основе данного датасета будем производить построение модели для решения задачи классификации.

```
In [0]: import warnings
        warnings.filterwarnings('ignore')
```

```
In [0]: from google.colab import drive, files
        drive.mount('/content/drive')
```

Drive already mounted at /content/drive; to attempt to forcibly remount, call drive.mount("/content/drive")

```
In [0]: from google.colab import files
```

```
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('drive/My Drive/mmo_datasets/heart.csv',  
                  sep=";", encoding="iso-8859-1")
```

2.2. Разведочный анализ данных

```
In [0]: data.head()
```

```
Out[0]:
```

	age	sex	cp	trestbps	chol	fbs	...	exang	oldpeak	slope	ca	thal	target
0	63	1	3	145	233	1	...	0	2.3	0	0	1	1
1	37	1	2	130	250	0	...	0	3.5	0	0	2	1
2	41	0	1	130	204	0	...	0	1.4	2	0	2	1
3	56	1	1	120	236	0	...	0	0.8	2	0	2	1
4	57	0	0	120	354	0	...	1	0.6	2	0	2	1

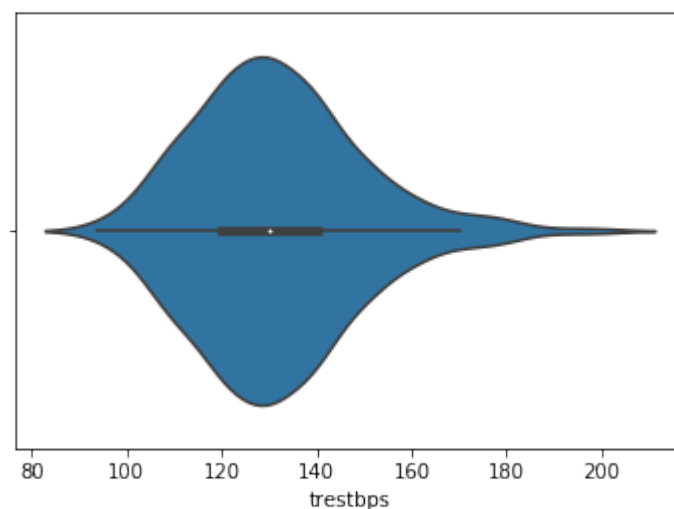
```
[5 rows x 14 columns]
```

```
In [0]: data.shape
```

```
Out[0]: (303, 14)
```

```
In [0]: sns.violinplot(x=data['trestbps'])
```

```
Out[0]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7f7e5318ee10>
```



```
In [0]: 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
```

Пропусков в данных обнаружено не было.

```
In [0]: data.dtypes
```

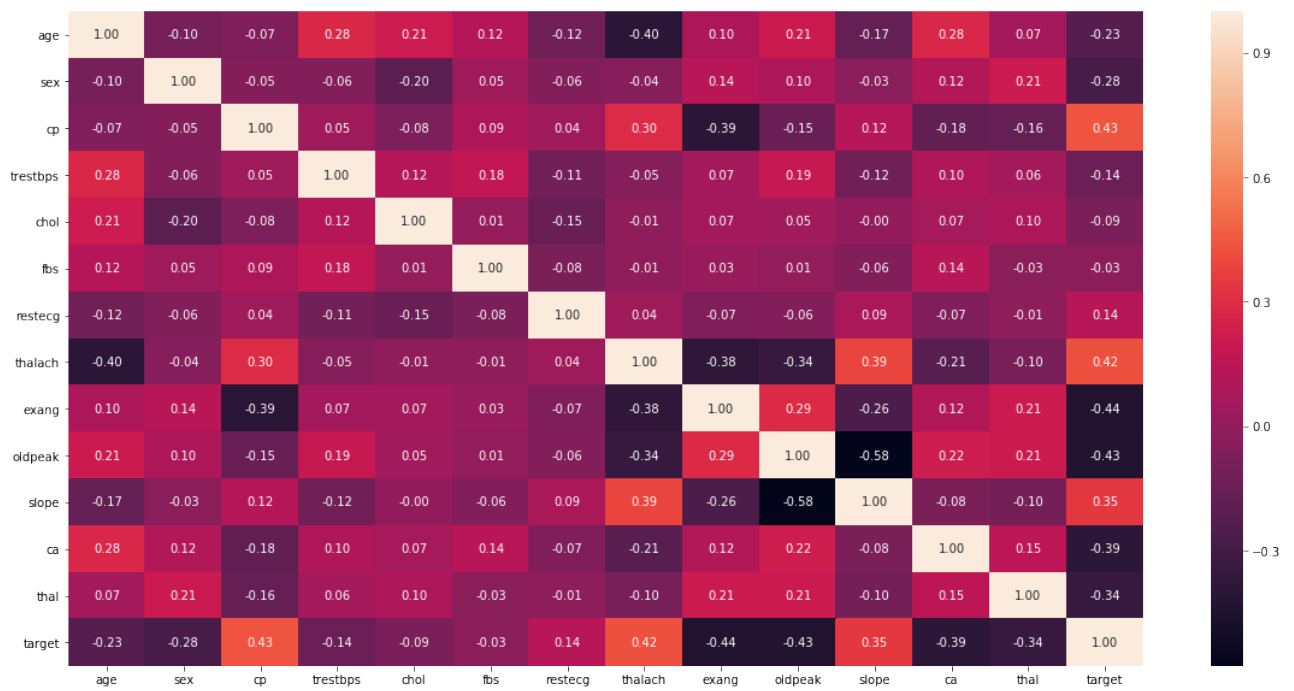
```
Out[0]: age          int64
        sex          int64
        cp           int64
        trestbps     int64
        chol         int64
        fbs          int64
        restecg      int64
        thalach      int64
        exang        int64
        oldpeak      float64
        slope        int64
        ca           int64
        thal         int64
        target       int64
        dtype: object
```

В модели отсутствуют категориальные признаки, поэтому нет необходимости проводить кодирование. В качестве признака для классификации выберем предлагаемый признак target - наличие у пациента сердечных заболеваний.

2.3. Проведение корреляционного анализа данных

```
In [0]: fig, ax = plt.subplots(figsize=(20,10))
        sns.heatmap(data.corr(), annot=True, fmt='.2f', ax=ax)
```

```
Out[0]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7f7e5b827780>
```

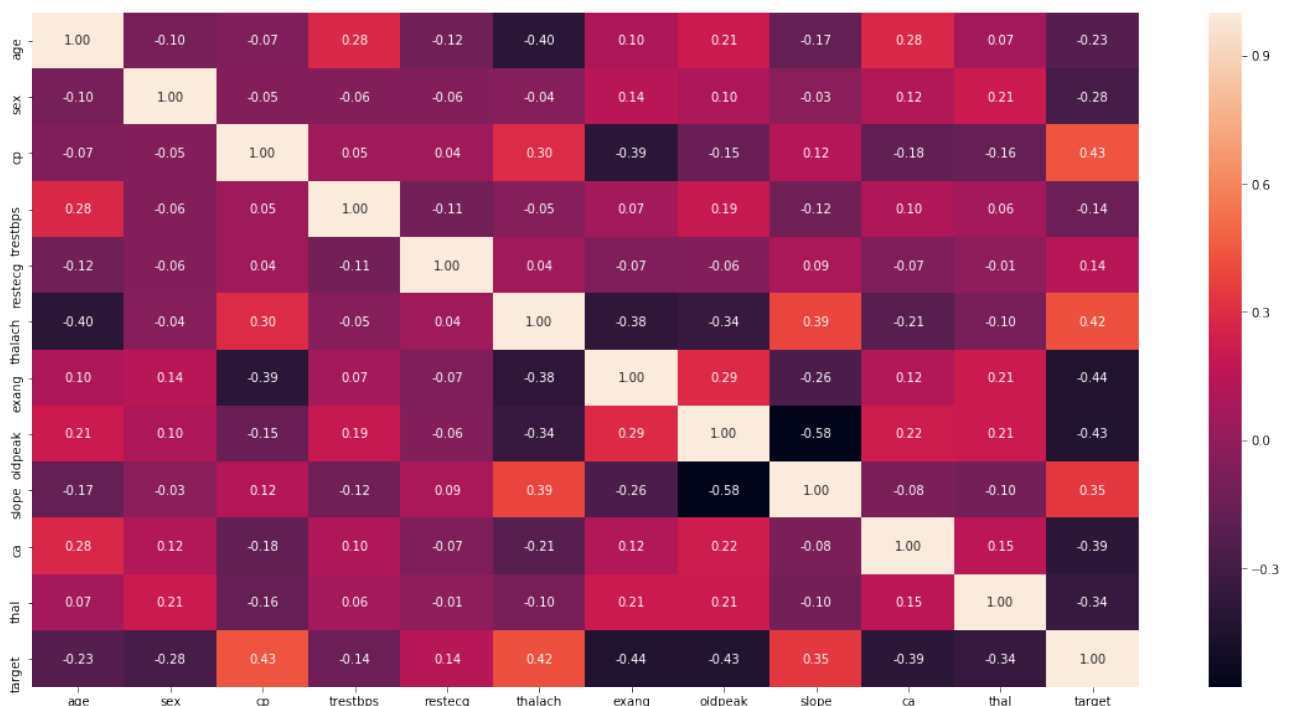


В результате построения корреляционной матрицы было выявлено, что признаки fbs (fasting blood sugar - уровень сахара в крови натощак) и chol (сыворотка холестеральная) слабо коррелируют с целевым признаком (0.03 и 0.09 соответственно), ввиду чего уберем данные признак из рассмотрения, чтобы предотвратить возможное ухудшение параметров работы моделей.

```
In [0]: data = data.drop(['fbs', 'chol'], axis=1)
```

```
In [0]: fig, ax = plt.subplots(figsize=(20,10))
        sns.heatmap(data.corr(), annot=True, fmt='.2f', ax=ax)
```

```
Out[0]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7f7e57c962e8>
```



2.4. Выбор метрик для оценки качества моделей

`balanced_accuracy_score` - сбалансированная точность в задачах двоичной и мультиклассовой классификации для решения проблемы несбалансированных наборов данных.

`precision_score` - доля верно предсказанных классификатором положительных объектов, из всех объектов, которые классификатор верно или неверно определил как положительные.

`recall_score` - доля верно предсказанных классификатором положительных объектов, из всех действительно положительных объектов.

`f1_score` - объединяет `precision` и `recall` в единую метрику

$$F_1 = 2 * \frac{precision * recall}{precision + recall}$$

```
In [0]: from sklearn.metrics import balanced_accuracy_score
        from sklearn.metrics import precision_score, recall_score
        from sklearn.metrics import f1_score
```

2.5. Выбор моделей для решения задачи классификации

`SGDClassifier` - стохастический градиентный спуск.

`DecisionTreeClassifier` - дерево решений.

`RandomForestClassifier` - случайный лес.

```
In [0]: from sklearn.linear_model import SGDClassifier
        from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
        from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
```

2.6. Разделение выборки на обучающую и тестовую

```
In [0]: target = data_cleared['target']
        data_cleared = data_cleared.drop('target', axis=1)
```

```
In [0]: 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 [0]: X_train.shape, Y_train.shape
```

```
Out[0]: ((242, 13), (242,))
```

```
In [0]: X_test.shape, Y_test.shape
```

```
Out[0]: ((61, 13), (61,))
```

2.7. Построение базового решения (baseline) для выбранных моделей без подбора гиперпараметров

```
In [0]: sgd = SGDClassifier().fit(X_train, Y_train)
        predicted_sgd = sgd.predict(X_test)
```

```
In [0]: def print_accuracy_metrics(Y_test, predicted_sgd):
        print("balanced_accuracy_score {}".format(
            balanced_accuracy_score(Y_test, predicted_sgd)))
        print("precision_score {}".format(
            precision_score(Y_test, predicted_sgd, average='weighted')))
        print("recall_score {}".format(
            recall_score(Y_test, predicted_sgd, average='weighted')))
        print("f1_score {}".format(
            f1_score(Y_test, predicted_sgd, average='weighted')))
```

```
In [0]: print_accuracy_metrics(Y_test, predicted_sgd)
```

```
balanced_accuracy_score 0.55
precision_score 0.7634256642170718
recall_score 0.5573770491803278
f1_score 0.4434434602052948
```

```
In [0]: dt = DecisionTreeClassifier().fit(X_train, Y_train)
        predicted_dt = dt.predict(X_test)
```

```
In [0]: print_accuracy_metrics(Y_test, predicted_dt)
```

```
balanced_accuracy_score 0.7543010752688173
precision_score 0.7545037898818968
recall_score 0.7540983606557377
f1_score 0.7540983606557377
```

```
In [0]: rfc = RandomForestClassifier().fit(X_train, Y_train)
        predicted_rfc = rfc.predict(X_test)
```

```
In [0]: print_accuracy_metrics(Y_test, predicted_rfc)
```

```
balanced_accuracy_score 0.7043010752688172
precision_score 0.7054857710595417
recall_score 0.7049180327868853
f1_score 0.7044410684002261
```

2.8. Подбор гиперпараметров для выбранных моделей

```
In [0]: from sklearn.model_selection import GridSearchCV
```

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

```
Out[0]: [{'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 [0]: clf_gs_sgd = GridSearchCV(SGDClassifier(), tuned_parameters, cv=5,
scoring='accuracy')
clf_gs_sgd.fit(X_train, Y_train)
```

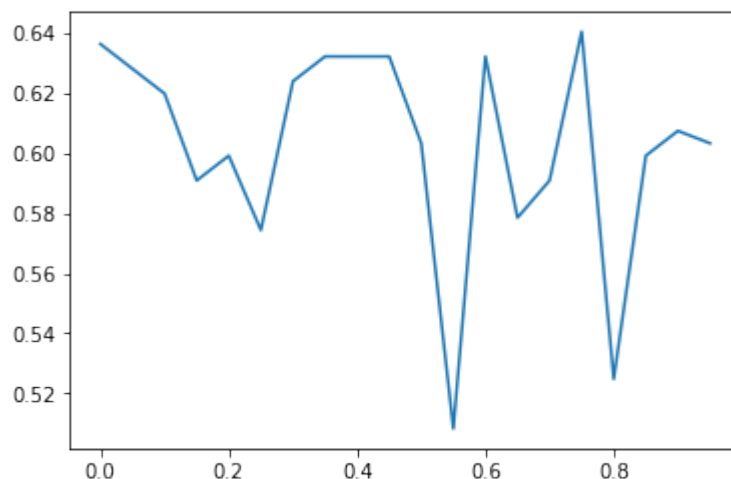
```
Out[0]: GridSearchCV(cv=5, error_score='raise-deprecating',
estimator=SGDClassifier(alpha=0.0001, average=False,
class_weight=None, early_stopping=False,
epsilon=0.1, eta0=0.0, fit_intercept=True,
l1_ratio=0.15, learning_rate='optimal',
loss='hinge', max_iter=1000,
n_iter_no_change=5, n_jobs=None,
penalty='l2', power_t=0.5,
random_state=None, shuffle=True, tol=0.001,
validation_fraction=0.1, verbose=0,
warm_start=False),
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.
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=False,
scoring='accuracy', verbose=0)
```

```
In [0]: clf_gs_sgd.best_params_
```

```
Out[0]: {'l1_ratio': 0.75}
```

```
In [0]: plt.plot(n_range, clf_gs_sgd.cv_results_['mean_test_score'])
```

```
Out[0]: [<matplotlib.lines.Line2D at 0x7f7e4b555748>]
```



```
In [0]: n_range = np.array(range(1,7,1))
tuned_parameters = [{'max_depth': n_range}]
tuned_parameters
```


Out[0]: [{'max_depth': array([1, 2, 3, 4, 5, 6])}]

```
In [0]: clf_gs_dt = GridSearchCV(DecisionTreeClassifier(random_state=1), tuned_parameters,
                                cv=5, scoring='accuracy')
      clf_gs_dt.fit(X_train, Y_train)
```

/usr/local/lib/python3.6/dist-packages/sklearn/model_selection/_search.py:813: DeprecationWarning: DeprecationWarning)

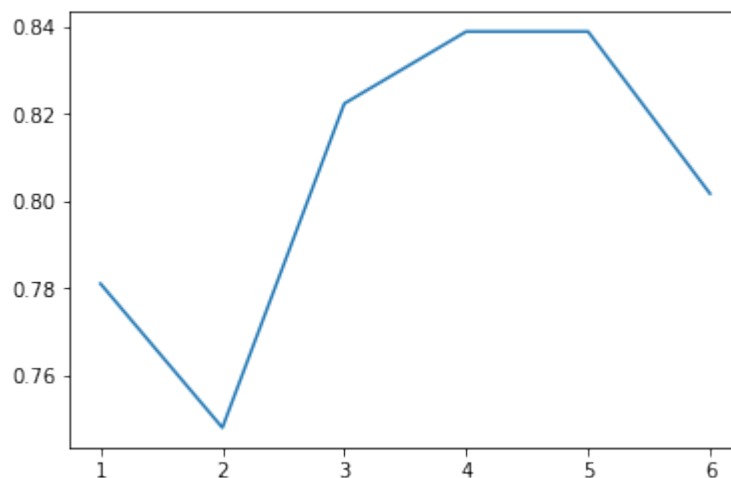
```
Out[0]: GridSearchCV(cv=5, error_score='raise-deprecating',
                    estimator=DecisionTreeClassifier(class_weight=None,
                                                    criterion='gini', max_depth=None,
                                                    max_features=None,
                                                    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'),
                    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=False,
                    scoring='accuracy', verbose=0)
```

```
In [0]: clf_gs_dt.best_params_
```

Out[0]: {'max_depth': 4}

```
In [0]: plt.plot(n_range, clf_gs_dt.cv_results_['mean_test_score'])
```

Out[0]: [<matplotlib.lines.Line2D at 0x7f7e4b667e48>]



```

In [0]: rfc_n_range = np.array(range(5,100,5))
        rfc_tuned_parameters = [{'n_estimators': rfc_n_range}]
        rfc_tuned_parameters

Out[0]: [{'n_estimators': array([ 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50, 55, 60, 65, 70, 75, 80, 85,
          90, 95])}]

In [0]: gs_rfc = GridSearchCV(RandomForestClassifier(), rfc_tuned_parameters, cv=5,
                             scoring='accuracy')
        gs_rfc.fit(X_train, Y_train)

Out[0]: GridSearchCV(cv=5, error_score='raise-deprecating',
                    estimator=RandomForestClassifier(bootstrap=True, class_weight=None,
                    criterion='gini', max_depth=None,
                    max_features='auto',
                    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='warn', n_jobs=None,
                    oob_score=False,
                    random_state=None, verbose=0,
                    warm_start=False),
                    iid='warn', n_jobs=None,
                    param_grid=[{'n_estimators': array([ 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50, 55, 60,
          90, 95])}],
                    pre_dispatch='2*n_jobs', refit=True, return_train_score=False,
                    scoring='accuracy', verbose=0)

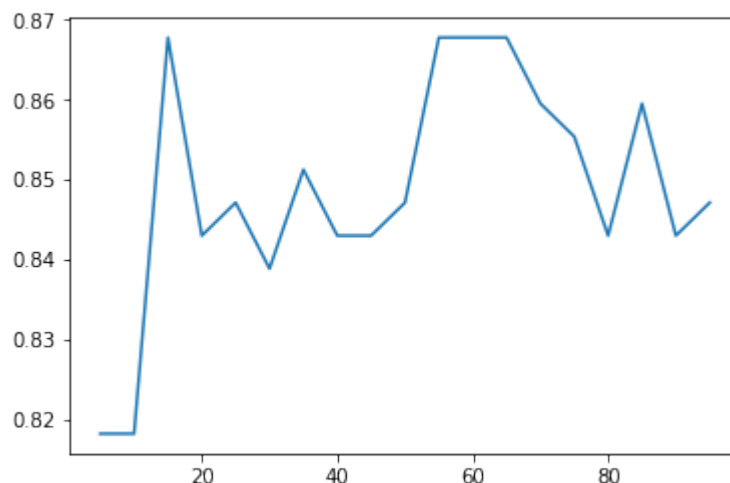
In [0]: gs_rfc.best_params_

Out[0]: {'n_estimators': 15}

In [0]: plt.plot(rfc_n_range, gs_rfc.cv_results_['mean_test_score'])

Out[0]: [<matplotlib.lines.Line2D at 0x7f7e4b4cbc88>]

```



2.9. Оценка качества работы моделей с подобранными гиперпараметрами

```
In [0]: import warnings
```

```
warnings.filterwarnings('ignore')
```

```
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 [0]: print_accuracy_metrics(Y_test, predicted_sgd)
```

```
print()
```

```
print_accuracy_metrics(Y_test, predicted_sgd_opt)
```

```
balanced_accuracy_score 0.55
```

```
precision_score 0.7634256642170718
```

```
recall_score 0.5573770491803278
```

```
f1_score 0.4434434602052948
```

```
balanced_accuracy_score 0.6430107526881721
```

```
precision_score 0.6792320504953099
```

```
recall_score 0.639344262295082
```

```
f1_score 0.6208647171761926
```

```
In [0]: dt_optimized = DecisionTreeClassifier(max_depth=clf_gs_dt.best_params_['max_depth'])
```

```
predicted_dt_opt = dt_optimized.predict(X_test)
```

```
In [0]: print_accuracy_metrics(Y_test, predicted_dt)
```

```
print()
```

```
print_accuracy_metrics(Y_test, predicted_dt_opt)
```

```
balanced_accuracy_score 0.7543010752688173
```

```
precision_score 0.7545037898818968
```

```
recall_score 0.7540983606557377
```

```
f1_score 0.7540983606557377
```

```
balanced_accuracy_score 0.7870967741935484
```

```
precision_score 0.7873083024854575
```

```
recall_score 0.7868852459016393
```

```
f1_score 0.7868852459016393
```

```
In [0]: rfc_optimized = RandomForestClassifier(n_estimators=gs_rfc.best_params_['n_estimators'])
```

```
predicted_rfc_opt = rfc_optimized.predict(X_test)
```

```
In [0]: print_accuracy_metrics(Y_test, predicted_rfc)
```

```
print()
```

```
print_accuracy_metrics(Y_test, predicted_rfc_opt)
```

```
balanced_accuracy_score 0.7043010752688172
```

```
precision_score 0.7054857710595417
```

```
recall_score 0.7049180327868853
```

```
f1_score 0.7044410684002261
```

```
balanced_accuracy_score 0.7365591397849462
precision_score 0.7413078724554134
recall_score 0.7377049180327869
f1_score 0.7362855723511461
```

2.10. Выводы

Подбор гиперпараметров для выбранных моделей машинного обучения позволил увеличить точность решения задачи классификации на обучаемых моделях. Наибольший прирост в точности получила модель стохастического градиентного спуска. Однако наиболее точно с задачей классификации на данном датасете справляется дерево решений, как до подбора гиперпараметров, так и после.

2.11. Список литературы

1. Heart Disease UCI: <https://www.kaggle.com/ronitf/heart-disease-uci>
2. Model evaluation: quantifying the quality of predictions: https://scikit-learn.org/stable/modules/model_evaluation.html
3. Model selection: choosing estimators and their parameters: https://scikit-learn.org/stable/tutorial/statistical_inference/model_selection.html
4. SGDClassifier: https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.linear_model.SGDClassifier.html
5. DecisionTreeClassifier: <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.tree.DecisionTreeClassifier.html>
6. RandomForestClassifier: <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.ensemble.RandomForestClassifier.html>