

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	<u>Инфог</u>	оматика и системы управл	<u> тения</u>
КАФЕДРА	Системы обр	работки информации и уп	равления
	о подец		
PACHETHO	О-ПОЯСН	ИТЕЛЬНАЯ	І ЗАПИСКА
	К КУРСОВ	ВОЙ РАБОТІ	E
	HA	ТЕМУ:	
	ие задачи м	ашинного обу	чения
Студент <u>ИУ5-65Б</u>			Кожуро Б.Е.
(Группа)		(Подпись, дата)	(И.О.Фамилия)
Руководитель курсовой ра	боты		Гапанюк Ю.Е
		(Подпись, дата)	(И.О.Фамилия)
Консультант		(Подпись, дата)	(И.О.Фамилия)

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)

;	УТВЕРЖДА	OL
Завед	ующий каф	едрой
		(Индекс)
		(И.О.Фамилия)
‹ ‹	>>	20 г

ЗАДАНИЕ на выполнение курсовой работы

на выпо	лнение курсовой работ	Ы
по дисциплине	кнологии Машинного Обучения	
Студент группы		
Кожуро Б.Е		
	(Фамилия, имя, отчество)	
Тема курсовой работы	Решение задачи машиного обучен	
Направленность КР (учебная, исследов учебная)		ственная, др.)
Источник тематики (кафедра, предпри		
График выполнения работы: 25% к	_ нед., 50% к нед., 75% к нед	., 100% к17 нед.
Задание	провести типовое исследован	ие датасета с
помощью технологий машинного	обучения. Создать веб-приложен	ие для данного
датасета		
Оформление курсовой работы:		
Расчетно-пояснительная записка на	листах формата А4.	
	20 г.	
Руководитель курсовой работы	(Подпись, дата)	Галкин В.А (И.О.Фамилия)
Студент	(подпись, дата)	(И.О.Фамилия) Кожуро Б.Е.
•	(Подпись, дата)	(Й.О.Фамилия)

<u>Примечание</u>: Задание оформляется в двух экземплярах: один выдается студенту, второй хранится на кафедре.

Содержание

1.	Введение	2
2.	Постановка задачи	2
	Порядок действий	
	Код для Streamlit	
	Скриншоты Streamlit	
	Итог	
	Приложение 1. Программа на YPNB	

Введение

Курсовой проект — самостоятельная часть учебной дисциплины «Технологии машинного обучения» — учебная и практическая исследовательская студенческая работа, направленная на решение комплексной задачи машинного обучения. Результатом курсового проекта является отчет, содержащий описания моделей, тексты программ и результаты экспериментов.

Курсовой проект опирается на знания, умения и владения, полученные студентом в рамках лекций и лабораторных работ по дисциплине.

В рамках курсового проекта возможно проведение типового или нетипового исследования.

- Типовое исследование решение задачи машинного обучения на основе материалов дисциплины. Выполняется студентом единолично.
- Нетиповое исследование решение нестандартной задачи. Тема должна быть согласована с преподавателем. Как правило, такая работа выполняется группой студентов.

Постановка задачи

Задача заключается в следующем:

- 1. Выбрать датасет
- 2. Провести разведочный и корреляционный анализы
- 3. Выбрать метрики
- 4. Обучить стандартные модели
- 5. Обучить модели с подобранными гиперпараметрами
- 6. Узнать итоги

Порядок действий

Для выполнения КР сначала был использован инструмент jupyter notebook.

Основной порядок действий отражает шаги в постановке задачи:

- 1. Выбрал датасет
- 2. Провел разведочный и корреляционный анализы
- 3. Выбрал метрики
- 4. Обучил стандартные модели
- 5. Обучил модели с подобранными гиперпараметрами
- 6. Узнал итоги

Подробнее см. в приложении 1.

Код для Streamlit

```
import streamlit as st
import pandas as pd
from sklearn.model_selection import train_test_split, learning_curve
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
from sklearn.metrics import precision_score, recall_score, fl_score
from sklearn.metrics import plot_confusion_matrix
from sklearn.metrics import roc_curve, roc_auc_score
from sklearn.svm import SVC
```

```
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
from sklearn.ensemble import GradientBoostingClassifier
from sklearn.model selection import GridSearchCV
import numpy as np
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder, MinMaxScaler
from contextlib import contextmanager
import sys, os
def load():
    data = pd.read csv("heart.csv")
    return data
TEST SIZE = 0.3
RANDOM STATE = 0
#Готовим данные к ML
def preprocess data(data):
    scale cols = ['trestbps', 'chol', 'thalach', 'oldpeak', 'age'];
    sc1 = MinMaxScaler()
    data[scale cols] = sc1.fit transform(data[scale cols])
    data.drop(columns=['slope'], inplace=True)
    TEST SIZE = 0.3
    RANDOM STATE = 1
    data X = data.drop(columns=['target'])
    data Y = data['target']
    data X train, data X test, data Y train, data Y test = train test split \
        (data X, data Y, test size=TEST SIZE, random state=RANDOM STATE)
    return data X train, data X test, data Y train, data Y test
class MetricLogger:
    def init _(self):
        \overline{\text{self.df}} = \text{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)):
```

```
11 11 11
        Вывод графика
        11 11 11
        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()
clas_models = {'LogR': LogisticRegression(),
               'KNN 5': KNeighborsClassifier (n neighbors=5),
               'SVC':SVC (probability=True),
               'Tree': DecisionTreeClassifier(),
               'RF': RandomForestClassifier(),
               'GB':GradientBoostingClassifier() }
def draw roc curve(y true, y score, ax, pos label=1, average='micro'):
    fpr, tpr, thresholds = roc curve(y true, y score,
                                      pos label=pos label)
    roc_auc_value = roc_auc_score(y_true, y_score, average=average)
    #plt.figure()
    lw = 2
    ax.plot(fpr, tpr, color='darkorange',
             lw=lw, label='ROC curve (area = %0.2f)' % roc auc value)
    ax.plot([0, 1], [0, 1], color='navy', lw=lw, linestyle='--')
    ax.set xlim([0.0, 1.0])
    ax.set xlim([0.0, 1.05])
    ax.set xlabel('False Positive Rate')
    ax.set ylabel('True Positive Rate')
    ax.set title('Receiver operating characteristic')
    ax.legend(loc="lower right")
def plot learning curve(data X, data y, clf, name='accuracy',
scoring='accuracy'):
    train sizes, train scores, test scores = learning curve(estimator=clf,
scoring=scoring, X=data X, y=data y,
train sizes=np.linspace(0.1, 1.0, 10), cv=5)
    train mean = np.mean(train scores, axis=1)
    train std = np.std(train scores, axis=1)
    test_mean = np.mean(test_scores, axis=1)
    test_std = np.std(test_scores, axis=1)
    fig = plt.figure(figsize=(7, 5))
    plt.plot(train sizes, train mean, color='blue', marker='o', markersize=5,
label=f'тренировочная {name}-мера')
    plt.fill between(train sizes, train mean + train std, train mean -
train std, alpha=0.15, color='blue')
    plt.plot(train_sizes, test_mean, color='green', linestyle='--', marker='s',
markersize=5,
             label=f'проверочная {name}-мера')
    plt.fill between(train sizes, test mean + test std, test mean - test std,
alpha=0.15, color='green')
    plt.grid()
    plt.legend(loc='lower right')
    plt.xlabel('Число тренировочных образцов')
    plt.ylabel(f'{name}-mepa')
```

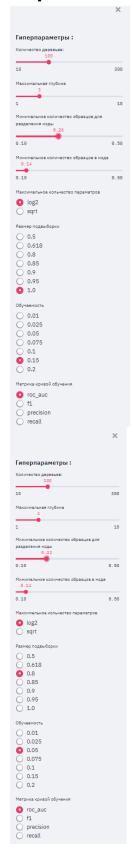
```
st.pyplot(fig)
```

```
if name == '__main__':
    st.title('Курсовая Работа Кожуро Б.Е.')
    data = load()
    data X train, data X test, data Y train, data Y test = preprocess data(data)
    def clas train model(model name, model, clasMetricLogger):
        model.fit(data X train, data Y train)
        # Предсказание значений
        Y pred = model.predict(data X test)
        # Предсказание вероятности класса "1" для гос auc
        Y pred proba temp = model.predict proba(data X test)
        Y pred proba = Y pred proba temp[:, 1]
        precision = precision score(data Y test.values, Y pred)
        recall = recall score(data Y test.values, Y pred)
        f1 = f1 score(data Y test.values, Y pred)
        roc auc = roc auc score(data Y test.values, Y pred proba)
        clasMetricLogger.add('precision', model name, precision)
        clasMetricLogger.add('recall', model name, recall)
        clasMetricLogger.add('f1', model name, f1)
        clasMetricLogger.add('roc_auc', model_name, roc_auc)
        fig, ax = plt.subplots(ncols=2, figsize=(10, 5))
        draw roc curve(data Y test.values, Y pred proba, ax[0])
        plot confusion matrix(model, data X test, data Y test.values, ax=ax[1],
                              display labels=['0', '1'],
                              cmap=plt.cm.Blues, normalize='true')
        fig.suptitle(model name)
    clasMetricLogger = MetricLogger()
    clasGradLogger = MetricLogger()
    # выбор гиперпараметров в сайдбаре
    st.sidebar.subheader('Гиперпараметры :')
    estimators = st.sidebar.slider('Количество деревьев:', min value=10,
max value=300, value=100, step=10)
    max depth = st.sidebar.slider('Максимальная глубина', min value=1,
max value=10, value=3, step=1)
    min samples split = st.sidebar.slider('Минимальное количество образцов для
разделения ноды', min_value=0.1, max_value=0.5, value=0.2, step= 0.04)
    min samples leaf = st.sidebar.slider('Минимальное количество образцов в
ноде', min value=0.1, max value=0.5, value=0.1, step=0.04)
    max features = st.sidebar.radio('Максимальное кольчество параметров',
["log2", "sqrt"], index=0)
    subsample = st.sidebar.radio('Размер подвыборки', [0.5, 0.618, 0.8, 0.85,
0.9, 0.95, 1.0], index=0)
    learning rate = st.sidebar.radio('Обучаемость', [0.01, 0.025, 0.05, 0.075,
0.1, 0.15, 0.2], index=0)
    score = st.sidebar.radio('Метрика кривой обучения', ['roc auc', 'f1',
'precision', 'recall'], index=0)
    # Вывод результатов
    gd = GradientBoostingClassifier(n estimators=estimators,
max depth=max depth, min samples leaf=min samples leaf,
                                    min samples split=min samples split,
max features=max features,
```

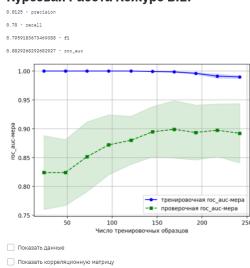
```
subsample=subsample,
learning rate=learning rate)
    data X = pd.concat([data X train, data X test])
    data_Y = pd.concat([data_Y_train, data_Y_test])
    clas train model("GradBoost", gd, clasGradLogger)
    clas metrics = clasGradLogger.df['metric'].unique()
    for metric in clas metrics:
        st.text(str(clasGradLogger.get data for metric(metric)[1][0]) + " - " +
str(metric))
    plot_learning_curve(data_X, data_Y, gd, name=score, scoring=score)
    # показать данные
    if st.checkbox('Показать данные'):
        st.write(data.head(10))
    #Показать матрицу
    if st.checkbox('Показать корреляционную матрицу'):
        fig corr, ax = plt.subplots(figsize=(20, 20))
        sns.heatmap(data.corr(), annot=True, fmt='.2f')
        st.pyplot(fig corr)
    #показать КР
    if st.checkbox('Показать Исследование'):
        for model name, model in clas models.items():
            clas train model(model name, model, clasMetricLogger)
        metrics = ['precision', 'recall', 'f1', 'roc auc']
        data X = pd.concat([data X train, data X test])
        data Y = pd.concat([data Y train, data Y test])
        for metric in metrics:
            st.markdown("# " + metric)
            for model name, model in clas models.items():
                st.markdown("## " + model name)
                model.fit(data X train, data Y train)
                plot learning curve (data X, data Y, model, name=metric,
scoring=metric)
        #KNN
        n_{range} = np.array(range(1, 170, 20))
        tuned parameters = [{'n neighbors': n range}]
        clf gs = GridSearchCV(KNeighborsClassifier(), tuned parameters, cv=5,
scoring='roc auc')
        clf gs.fit(data X train, data Y train)
        clas models grid = { 'KNN 5': KNeighborsClassifier(n neighbors=5),
                            str('KNN ' +
str(clf gs.best params ['n neighbors'])): clf gs.best estimator }
        for model name, model in clas models grid.items():
            clas train model(model name, model, clasMetricLogger)
        #Tree
        n range = np.array(range(1, 10, 1))
        tuned parameters = [{'max depth': n range}]
        clf gs = GridSearchCV(DecisionTreeClassifier(), tuned parameters, cv=5,
scoring='roc_auc')
        clf gs.fit(data X train, data_Y_train)
        clas_models_grid = {'Tree': DecisionTreeClassifier(),
                            str('Tree_' +
str(clf gs.best params ['max_depth'])): clf gs.best estimator }
        for model name, model in clas models grid.items():
            clas train model(model name, model, clasMetricLogger)
        #SVC
        tuned parameters = [{'kernel': ['rbf'], 'gamma': [1e-3, 1e-4],
                              'C': [1, 10, 100, 1000], 'probability': [True]},
```

```
{'kernel': ['linear'], 'C': [1, 10, 100, 1000],
'probability': [True] } ]
        clf gs = GridSearchCV(SVC(), tuned parameters, cv=7, scoring='roc auc')
        clf gs.fit(data X train, data Y train)
        clas models grid = {'SVC': SVC(probability=True),
                            str('SVC_' + str(clf gs.best params ['kernel']) +
" " + str(
                                clf gs.best params ['C'])):
clf gs.best estimator }
        for model name, model in clas models grid.items():
            clas train model(model name, model, clasMetricLogger)
        #RandForest
        range = np.array(range(1, 10, 1))
        n = st = np.array(range(1, 251, 50))
        tuned_parameters = [{'n_estimators': n_est, 'max_depth': n range}]
        clf gs = GridSearchCV(RandomForestClassifier(), tuned parameters, cv=5,
scoring='roc auc')
        clf gs.fit(data X train, data Y train)
        clas models grid = {'RF': RandomForestClassifier(),
                            str('RF ' + str(clf gs.best params ['n estimators'])
+ " " + str(
                                clf gs.best params ['max depth'])):
clf gs.best estimator }
        for model name, model in clas models grid.items():
            clas train model(model name, model, clasMetricLogger)
        #GB
        tuned parameters = [{
            "loss": ["deviance"],
            "learning rate": [0.01, 0.025, 0.05, 0.075, 0.1, 0.15, 0.2],
            "max_depth": [3, 5, 8],
            "subsample": [0.5, 0.618, 0.8, 0.85, 0.9, 0.95, 1.0],
            "n estimators": [100]
        } ]
        clf gs = GridSearchCV(GradientBoostingClassifier(), tuned parameters,
cv=5, scoring='roc auc')
        clf gs.fit(data_X_train, data_Y_train)
        clas models grid = {'GB': GradientBoostingClassifier(),
                            str('GB ' +
str(clf gs.best params ['learning rate']) + " " + str(
                                clf gs.best params ['max_depth']) + '_'
                                + str(clf_gs.best_params ['subsample']) + " " +
str(
                                clf gs.best params ['n estimators'])):
clf gs.best estimator }
        for model name, model in clas models grid.items():
            clas train model(model name, model, clasMetricLogger)
        clas metrics = clasMetricLogger.df['metric'].unique()
        for metric in clas metrics:
            clasMetricLogger.plot('Metpuka: ' + metric, metric, figsize=(9, 12))
```

Скриншоты Streamlit



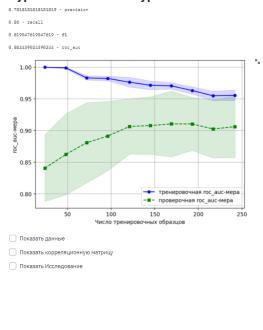
Курсовая Работа Кожуро Б.Е.



Made with Streamlin

Показать Исследование

Курсовая Работа Кожуро Б.Е.



Made with Stream

Итог

В ходе выполнения данной Курсовой работы я провел анализ датасета пороа сердца и получил следующие результаты:

Метрика	Название	Значение			
precision	Tree	0.791			
recall	KNN_21	0.88			
f1	KNN_21	0.83			
roc_auc	SVC_rbf_1000	0.087			

Приложение 1. Программа на YPNB

Работа

Использован датасет heart.csv https://www.kaggle.com/ronitf/heart-disease-uci

```
In [1]:
```

```
import streamlit as st
import numpy as np
import pandas as pd
from typing import Dict, Tuple
from scipy import stats
from IPython.display import Image
from io import StringIO
from IPython.display import Image
import graphviz
import pydotplus
from sklearn.model selection import cross val score
from sklearn.model selection import train test split, validation curve, learning curve
from sklearn.model selection import GridSearchCV, RandomizedSearchCV
from sklearn.metrics import confusion matrix
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier, DecisionTreeRegressor, export graphviz
from sklearn.linear model import LinearRegression, LogisticRegression
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier, RandomForestRegressor
from sklearn.metrics import roc curve, roc auc score, precision score, recall score, f1 s
core
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 repor
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 err
or, 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
import numpy as np
from catboost import Pool, CatBoostRegressor
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
%matplotlib inline
sns.set(style="ticks")
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder, MinMaxScaler
from contextlib import contextmanager
import sys, os
@contextmanager
def suppress stdout():
    with open(os.devnull, "w") as devnull:
       old stdout = sys.stdout
       sys.stdout = devnull
       try:
            yield
       finally:
            sys.stdout = old stdout
```

```
In [2]:
data = pd.read csv('heart.csv', sep=',')
In [3]:
data
Out[3]:
     age sex cp trestbps chol fbs restecg thalach exang oldpeak slope ca thal target
      63
            1
               3
                      145
                           233
                                          0
                                                150
                                                        0
                                                                2.3
                                                                       0
                                                                           0
                                                                                1
                                                                                      1
               2
                                 0
                                          1
                                                        0
                                                                           0
                                                                                2
                                                                                      1
  1
      37
            1
                           250
                                                187
                                                                3.5
                                                                       0
                      130
  2
      41
            0
                      130
                           204
                                  0
                                          0
                                                172
                                                                1.4
                                                                                2
                                                                                       1
  3
                                                                                2
      56
                      120
                           236
                                 0
                                                178
                                                        0
                                                                       2
            1
               1
                                          1
                                                                8.0
                                                                           0
                                                                                      1
  4
      57
            0
               0
                      120
                           354
                                 0
                                          1
                                                163
                                                        1
                                                                0.6
                                                                       2
                                                                           0
                                                                                2
                                                                                      1
  ---
           ...
                       ...
                             ...
                                 ...
                                         ...
                                                 ---
                                                        ...
                                                                ...
                                                                       •••
                                                                          ...
                                                                               ---
                                                                                      ...
      ...
               ...
298
      57
            0
               0
                      140
                           241
                                 0
                                          1
                                                123
                                                        1
                                                                0.2
                                                                           0
                                                                                3
                                                                                      0
                                                                       1
299
      45
            1
               3
                      110
                           264
                                 0
                                          1
                                                132
                                                        0
                                                                1.2
                                                                       1
                                                                           0
                                                                                3
                                                                                      0
               0
                      144
                            193
                                  1
                                                141
                                                        0
                                                                3.4
                                                                           2
                                                                                3
                                                                                      0
300
      68
            1
                                          1
                                                                       1
301
      57
            1
               0
                      130
                           131
                                 0
                                          1
                                                115
                                                        1
                                                                1.2
                                                                       1
                                                                          1
                                                                                3
                                                                                      0
302
      57
            0
               1
                      130
                           236
                                 0
                                          0
                                                174
                                                        0
                                                                0.0
                                                                       1 1
                                                                                2
                                                                                      0
303 rows × 14 columns
In [4]:
print(f"колонок: {data.shape[1]}, рядов {data.shape[0]}")
data.dtypes
колонок: 14, рядов 303
Out[4]:
                 int64
age
sex
                 int64
                 int64
ср
                 int64
trestbps
                 int64
chol
fbs
                 int64
                 int64
restecg
                 int64
thalach
                 int64
exang
oldpeak
               float64
slope
                 int64
са
                 int64
thal
                 int64
                 int64
target
dtype: object
In [5]:
data.isnull().sum()
Out[5]:
               0
age
sex
               0
               0
ср
trestbps
               0
               0
chol
fbs
               0
               0
restecg
               0
thalach
               0
exang
```

oldpeak

```
slope 0
ca 0
thal 0
target 0
dtype: int64
```

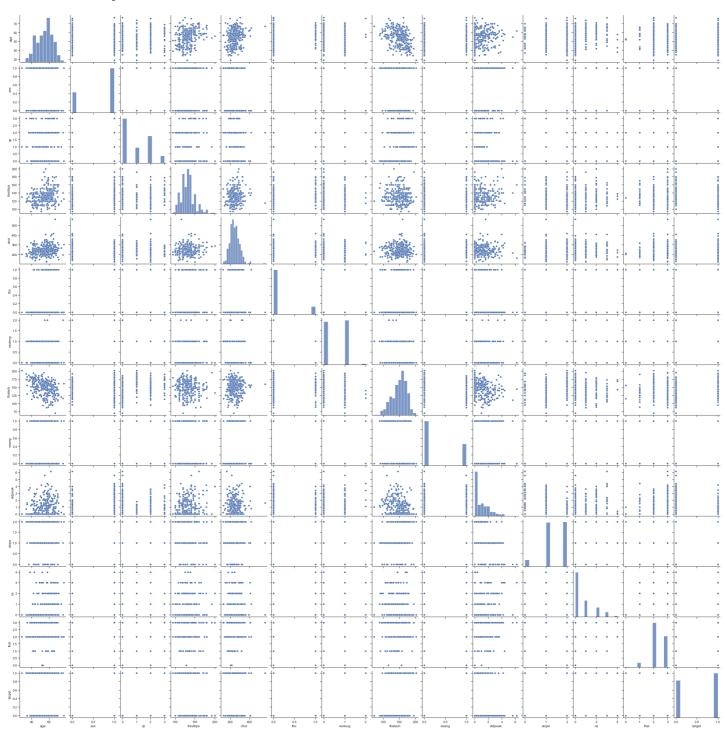
In [6]:

```
sns.pairplot(data)

2021-05-30 21:11:41.892 INFO numexpr.utils: Note: NumExpr detected 12 cores but "NUMEX PR_MAX_THREADS" not set, so enforcing safe limit of 8.
2021-05-30 21:11:41.893 INFO numexpr.utils: NumExpr defaulting to 8 threads.
```

Out[6]:

<seaborn.axisgrid.PairGrid at 0x24b12856df0>

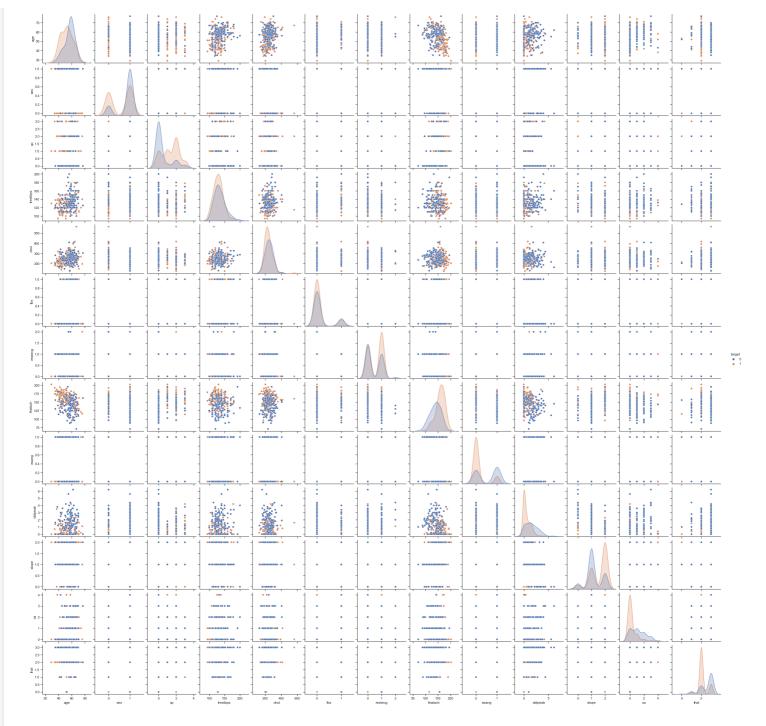


In [7]:

```
sns.pairplot(data, hue = "target")
```

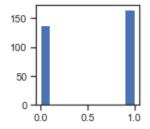
Out[7]:

<seaborn.axisgrid.PairGrid at 0x24b18cd5130>



In [8]:

```
fig, ax = plt.subplots(figsize=(2,2))
plt.hist(data['target'])
plt.show()
```



In [9]:

```
data['target'].value_counts()
```

Out[9]:

1 165 0 138

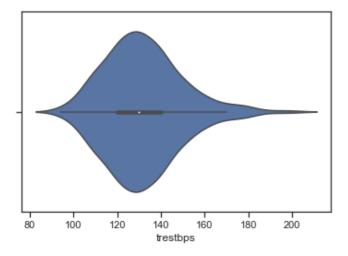
Name: target, dtype: int64

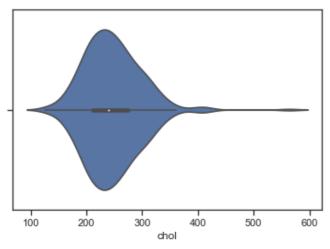
Вывод: дизбаланс незначителен

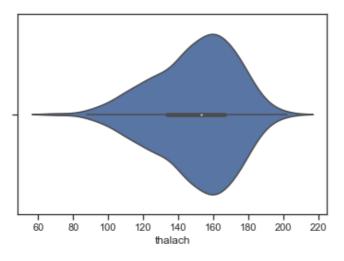
Скрипичные диаграммы

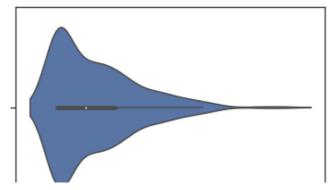
```
In [10]:
```

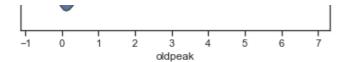
```
for col in ['trestbps', 'chol', 'thalach', 'oldpeak', 'age']:
    sns.violinplot(x=data[col])
    plt.show()
```

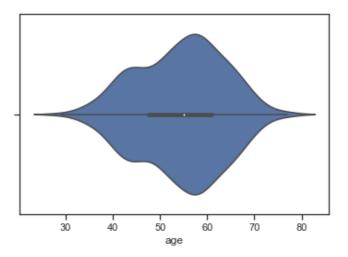












Работа с признаками

В даном датасете уже есть целевой признак - target, его и будем исследовать. Для построения модели необходимо скалировать числовые признаки:

```
In [11]:
```

```
scale_cols = ['trestbps', 'chol', 'thalach', 'oldpeak', 'age'];
sc1 = MinMaxScaler()
data[scale_cols] = sc1.fit_transform(data[scale_cols])
```

In [12]:

```
data.head()
```

Out[12]:

	age	sex	ср	trestbps	chol	fbs	restecg	thalach	exang	oldpeak	slope	ca	thal	target
0	0.708333	1	3	0.481132	0.244292	1	0	0.603053	0	0.370968	0	0	1	1
1	0.166667	1	2	0.339623	0.283105	0	1	0.885496	0	0.564516	0	0	2	1
2	0.250000	0	1	0.339623	0.178082	0	0	0.770992	0	0.225806	2	0	2	1
3	0.562500	1	1	0.245283	0.251142	0	1	0.816794	0	0.129032	2	0	2	1
4	0.583333	0	0	0.245283	0.520548	0	1	0.702290	1	0.096774	2	0	2	1

Корреляционный анализ

In [13]:

```
plt.figure(figsize=(20,20))
g = sns.heatmap(data.corr(), annot=True, fmt='.2f')
```

- 0.8





Как видно из корреляционного анализа, признак **target** наиболее сильно корелирует с признаками **cp, thalach, exang, oldpeak.**

Oldpeak сильно корклирует со slope, и хотя slope также имеет кореляцию с target, его предпочтительнее удалить

Модель неоптимальна для обучения, т.к. нет высоких коэффициэнтов корреляции, однако все еще пригодна.

In [14]:

```
data.drop(columns=['slope'], inplace = True)
```

Анализ данных

Метрики были выбраны следующие : **precision:**

$$precision = \frac{TP}{TP+FP}$$

из sklearn.metrics.precision_score

Данная метрика отражает верность правильного предсказания

recall:

$$recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

f1:

$$F_1 = 2 \cdot rac{precision \cdot recall}{precision + recall}$$

из sklearn.metrics.f1_score Совмещает Precision и Recall

Area Under Curve Площадь под ROC-кривой

((212, 12), (91, 12), (212,), (91,))

из sklearn.roc_auc_score

Данная метрика будет основной, мскольку стремится к уменьшению как FPR, так и FNR

```
In [15]:
```

```
TEST_SIZE = 0.3
RANDOM_STATE = 1
data_X = data.drop(columns=['target'])
data_Y = data['target']
data_X_train, data_X_test, data_Y_train, data_Y_test = train_test_split \
   (data_X, data_Y, test_size = TEST_SIZE, random_state = RANDOM_STATE)
data_X_train.shape, data_X_test.shape, data_Y_train.shape, data_Y_test.shape
Out[15]:
```

Обучение моделей

```
In [16]:
```

```
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, i
nplace = 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,
```

In [17]:

In [18]:

```
clasMetricLogger = MetricLogger()
```

In [19]:

In [20]:

```
def plot learning curve(data X, data y, clf, name='accuracy', scoring='accuracy'):
   train_sizes, train_scores, test_scores = learning_curve(estimator=clf, scoring=scori
ng, X=data X, y=data y,
                                                            train sizes=np.linspace(0.1
, 1.0, 10), cv=5)
   train mean = np.mean(train scores, axis=1)
   train_std = np.std(train_scores, axis=1)
   test mean = np.mean(test scores, axis=1)
    test std = np.std(test scores, axis=1)
   fig = plt.figure(figsize=(7, 5))
   plt.plot(train sizes, train mean, color='blue', marker='o', markersize=5, label=f'mp
енировочная {name}-мера')
   plt.fill between(train sizes, train mean + train std, train mean - train std, alpha=
0.15, color='blue')
   plt.plot(train sizes, test mean, color='green', linestyle='--', marker='s', markersi
ze=5,
             label=f'проверочная {name}-мера')
   plt.fill between(train sizes, test mean + test std, test mean - test std, alpha=0.15
, color='green')
   plt.grid()
    plt.legend(loc='lower right')
   plt.xlabel('Число тренировочных образцов')
   plt.ylabel(f'{name}-mepa')
   plt.show()
```

In [21]:

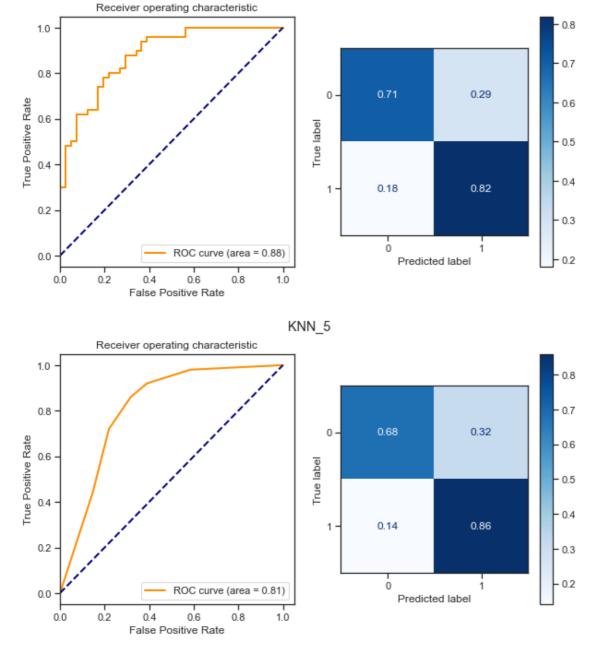
```
def clas_train_model(model_name, model, clasMetricLogger):
    model.fit(data_X_train, data_Y_train)
    # Предсказание значений
```

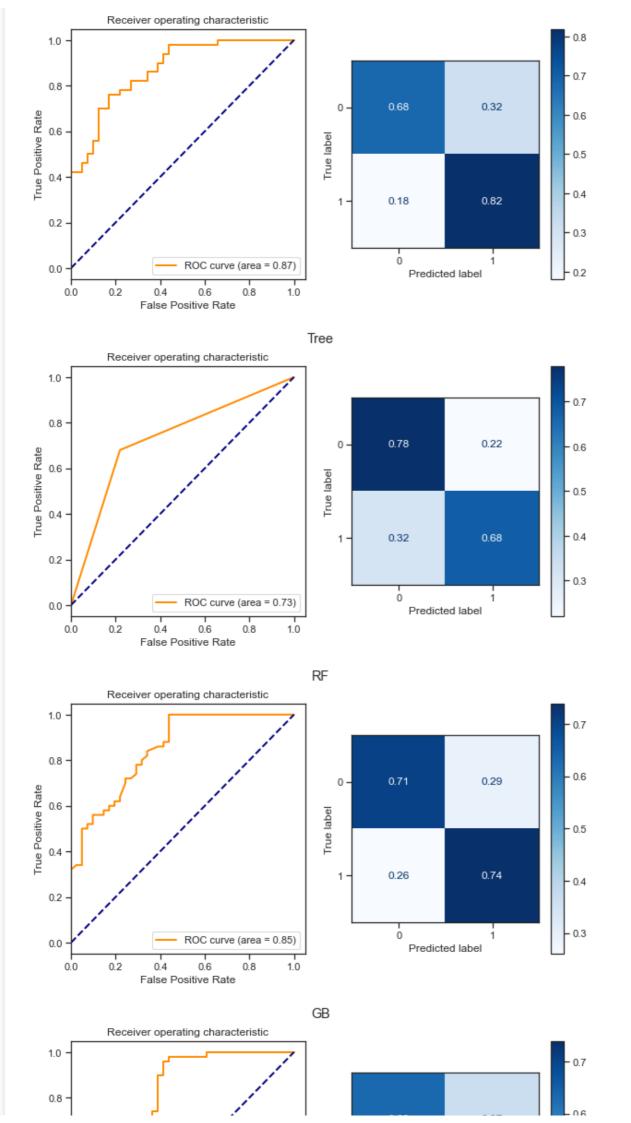
```
Y_pred = model.predict(data_X_test)
# Предсказание вероятности класса "1" для гос аис
Y pred proba temp = model.predict proba(data X test)
Y_pred_proba = Y_pred_proba_temp[:,1]
precision = precision score(data Y test.values, Y pred)
recall = recall score(data Y test.values, Y pred)
f1 = f1 score(data Y test.values, Y pred)
roc_auc = roc_auc_score(data_Y_test.values, Y pred proba)
clasMetricLogger.add('precision', model name, precision)
clasMetricLogger.add('recall', model name, recall)
clasMetricLogger.add('f1', model name, f1)
clasMetricLogger.add('roc auc', model name, roc auc)
fig, ax = plt.subplots(ncols=2, figsize=(10,5))
draw_roc_curve(data_Y_test.values, Y_pred_proba, ax[0])
plot_confusion_matrix(model, data_X_test, data_Y_test.values, ax=ax[1],
                  display_labels=['0','1'],
                  cmap=plt.cm.Blues, normalize='true')
fig.suptitle(model name)
```

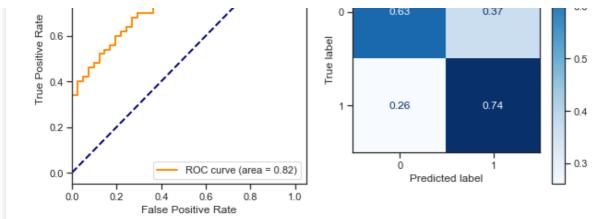
In [22]:

```
for model_name, model in clas_models.items():
    clas_train_model(model_name, model, clasMetricLogger)
```

LogR





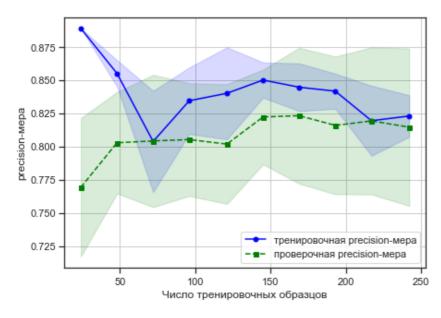


In [23]:

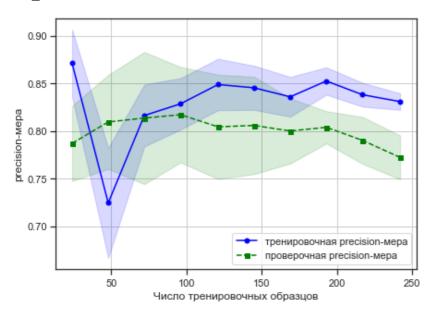
```
metrics = ['precision', 'recall', 'f1', 'roc_auc']
data_X = pd.concat([data_X_train, data_X_test])
data_Y = pd.concat([data_Y_train, data_Y_test])
for metric in metrics:
    print( "\033[1m" + metric + "\033[0m")
    for model_name, model in clas_models.items():
        print(model_name)
        model.fit(data_X_train, data_Y_train)
        plot_learning_curve(data_X, data_Y, model, name = metric, scoring = metric)
```

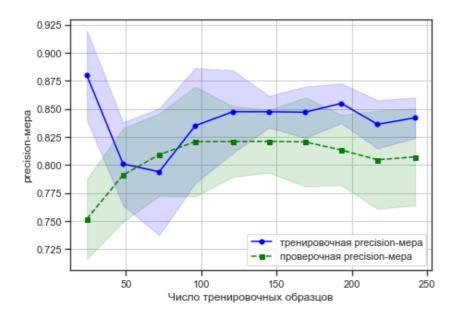
precision

LogR

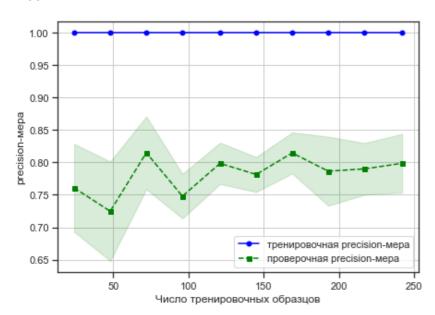


KNN 5

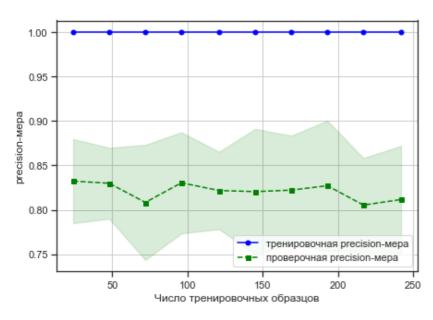




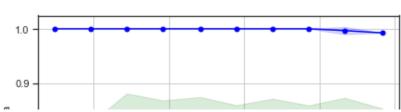
Tree

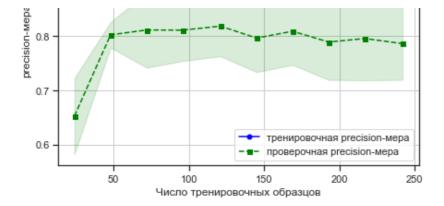


RF

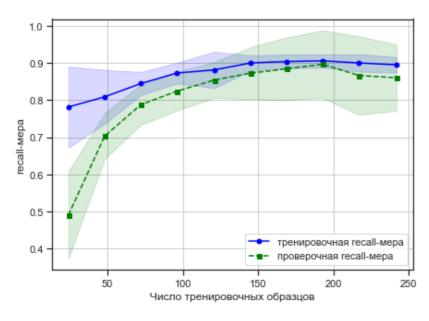


GB

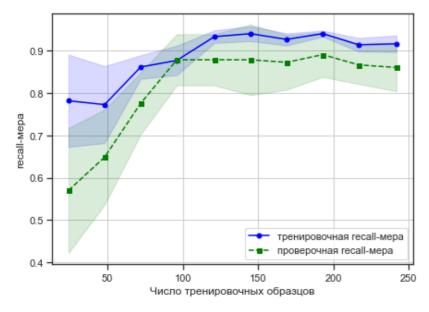




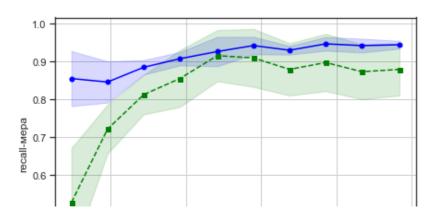
recall
LogR

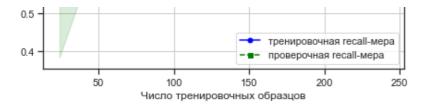


KNN_5

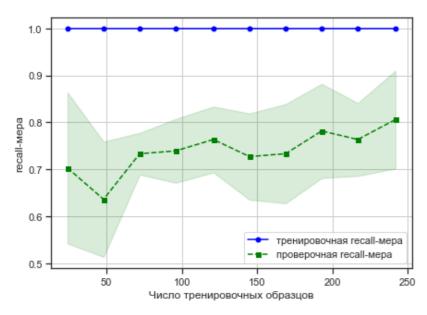


SVC

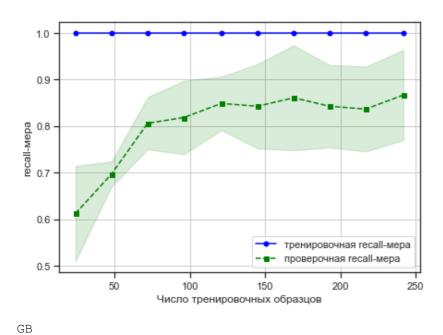


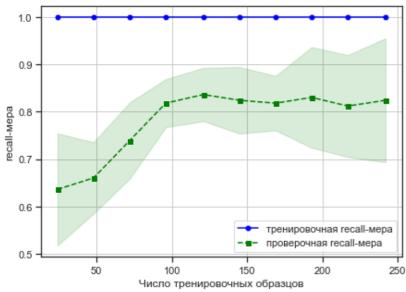


Tree

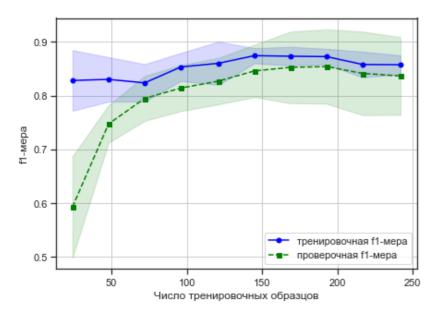


RF

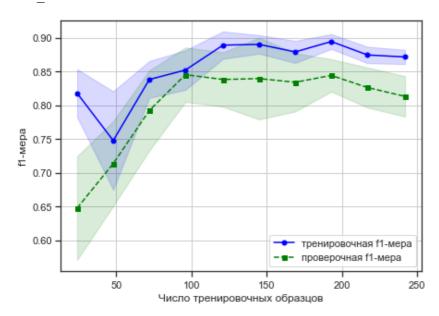




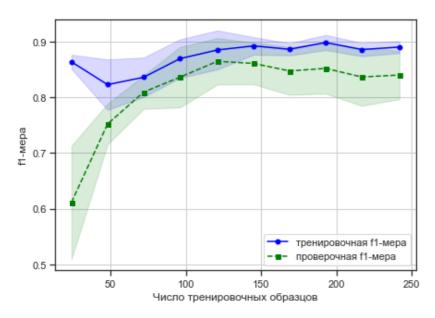
f1 LogR



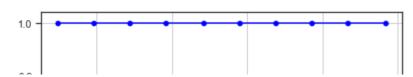
KNN_5

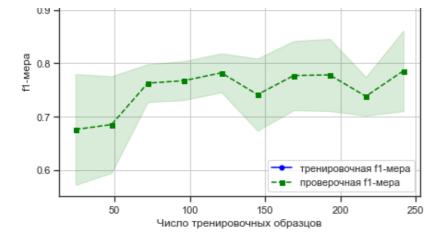


SVC

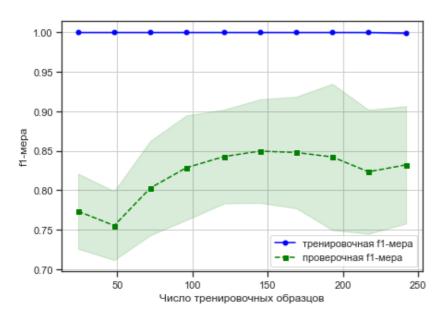


Tree

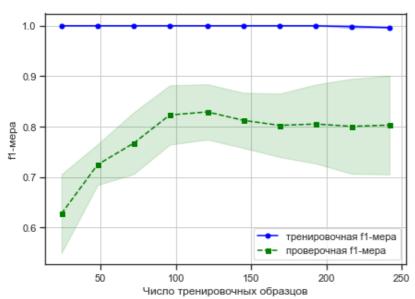




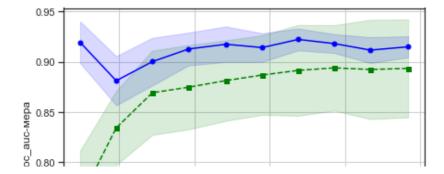
RF

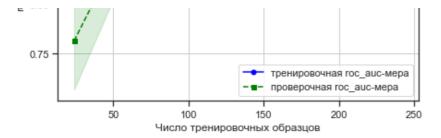




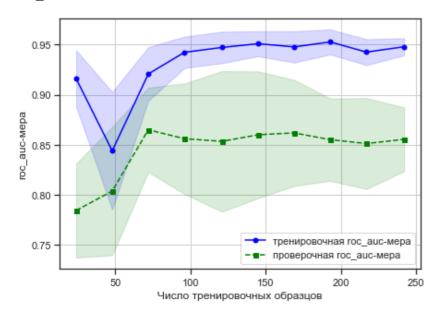


roc_auc
LogR

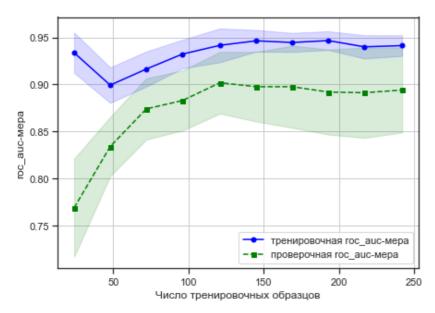




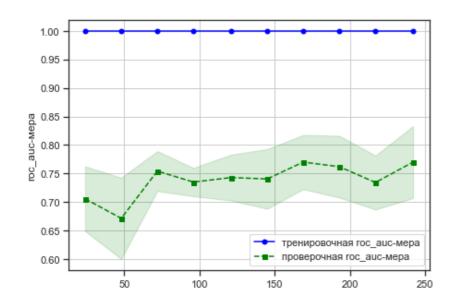
KNN_5



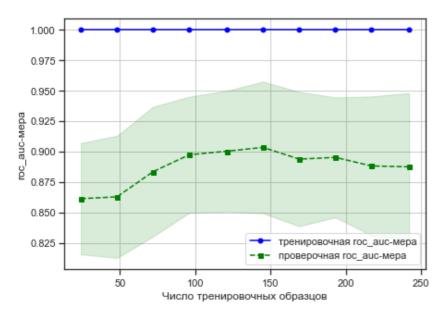
SVC



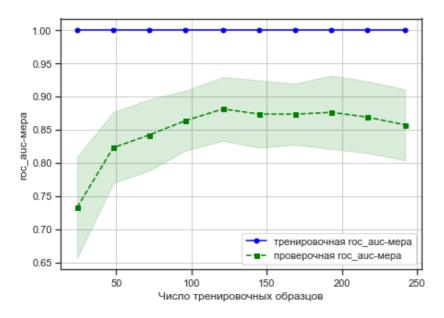
Tree



RF



GB



Оптимизация

KNN n_neighbours

```
In [24]:
```

```
n_range = np.array(range(1,170,20))
tuned_parameters = [{'n_neighbors': n_range}]
tuned_parameters
```

Out[24]:

```
[{'n neighbors': array([ 1, 21, 41, 61, 81, 101, 121, 141, 161])}]
```

In [25]:

```
%%time
clf_gs = GridSearchCV(KNeighborsClassifier(), tuned_parameters, cv=5, scoring='roc_auc')
clf_gs.fit(data_X_train, data_Y_train)
```

Wall time: 227 ms

Out[25]:

CridCaarahCV/av=5 actimator=KNaiahhoreClaccifiar()

```
GITUDEATOROV (CV-), ESCIMACOI-MVEIGRADOCIASSITIET (),
                param_grid=[{'n_neighbors': array([ 1,
                                                                     21,
                                                                           41,
                                                                                61, 81, 101, 121, 141, 1
61])}],
                scoring='roc auc')
In [26]:
clf gs.best estimator
Out[26]:
KNeighborsClassifier(n neighbors=21)
In [27]:
clas_models_grid = {'KNN_5':KNeighborsClassifier(n_neighbors=5),
                         str('KNN_' + str(clf_gs.best_params_['n_neighbors'])):clf_gs.best_es
timator_}
In [28]:
for model_name, model in clas_models_grid.items():
     clas train model (model name, model, clasMetricLogger)
                                           KNN 5
            Receiver operating characteristic
   1.0
                                                                                       0.8
                                                                                       0.7
   0.8
                                                         0.68
                                                                        0.32
True Positive Rate
                                                                                       0.6
   0.6
                                               True label
                                                                                       0.5
   0.4
                                                                                       0.4
                                                         0.14
                                                                        0.86
                                                 1
   0.2
                                                                                       0.3
                                                                                       0.2
                                                           ò
                         ROC curve (area = 0.81)
   0.0
                                                            Predicted label
     0.0
            0.2
                    0.4
                           0.6
                                  0.8
                                         1.0
                  False Positive Rate
                                          KNN_21
            Receiver operating characteristic
   1.0
   0.8
                                                                                       0.7
                                                         0.71
                                                                        0.29
                                                 0 -
True Positive Rate
                                                                                       0.6
   0.6
                                               True label
                                                                                       0.5
   0.4
                                                                                       0.4
                                                                        0.88
                                                         0.12
                                                 1
                                                                                      0.3
   0.2
```

ò

Predicted label

ROC curve (area = 0.86)

0.8

1.0

0.6

False Positive Rate

0.4

0.2

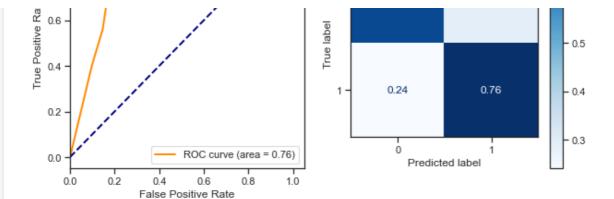
Tree_max_depth

0.2

0.0

0.0

```
n range = np.array(range(1,10,1))
tuned parameters = [{'max depth': n range}]
tuned_parameters
Out[29]:
[{'max_depth': array([1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9])}]
In [30]:
%%time
clf_gs = GridSearchCV(DecisionTreeClassifier(), tuned_parameters, cv=5, scoring='roc auc
clf_gs.fit(data_X_train, data_Y_train)
Wall time: 166 ms
Out[30]:
GridSearchCV(cv=5, estimator=DecisionTreeClassifier(),
               param grid=[{'max depth': array([1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9])}],
               scoring='roc auc')
In [31]:
clf gs.best estimator
Out[31]:
DecisionTreeClassifier(max depth=5)
In [32]:
clas models grid = {'Tree':DecisionTreeClassifier(),
                       str('Tree ' + str(clf gs.best params ['max depth'])):clf gs.best est
imator }
In [33]:
for model name, model in clas models grid.items():
    clas_train_model(model_name, model, clasMetricLogger)
                                        Tree
           Receiver operating characteristic
  1.0
  0.8
                                                                             - 0.6
                                                    0.73
                                                                 0.27
True Positive Rate
   0.6
                                          True label
                                                                              0.5
   0.4
                                            1
                                                    0.3
                                                                              0.4
  0.2
                                                     0
                                                                              0.3
                      ROC curve (area = 0.72)
   0.0
                                                       Predicted label
     0.0
           0.2
                        0.6
                                     1.0
                  0.4
                               0.8
                False Positive Rate
                                       Tree_5
           Receiver operating characteristic
  1.0
  0.8
                                                    0.71
                                                                 0.29
 æ
```



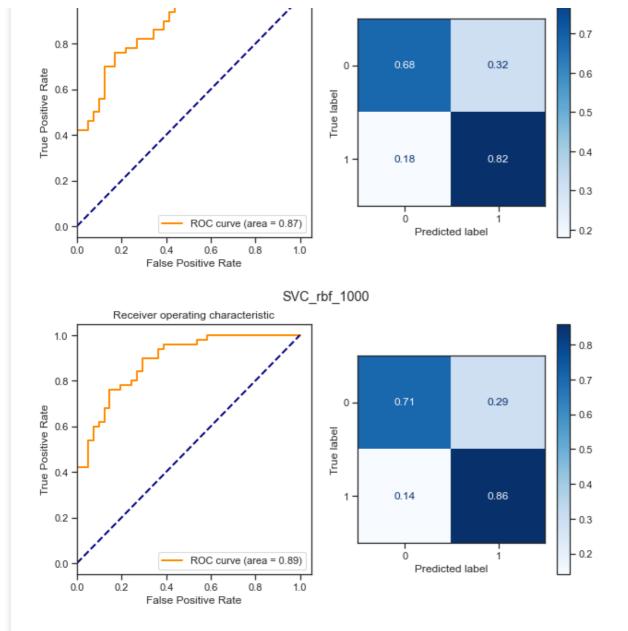
```
SVC cores
In [34]:
tuned_parameters = [{'kernel': ['rbf'], 'gamma': [1e-3, 1e-4],
                      'C': [1, 10, 100, 1000], 'probability':[True]},
                     {'kernel': ['linear'], 'C': [1, 10, 100, 1000], 'probability':[True]
tuned parameters
Out[34]:
[{'kernel': ['rbf'],
  'gamma': [0.001, 0.0001],
  'C': [1, 10, 100, 1000],
  'probability': [True]},
 {'kernel': ['linear'], 'C': [1, 10, 100, 1000], 'probability': [True]}]
In [35]:
%%time
clf gs = GridSearchCV(SVC(), tuned parameters, cv=7, scoring='roc auc')
clf_gs.fit(data_X_train, data_Y_train)
Wall time: 4.2 s
Out[35]:
GridSearchCV(cv=7, estimator=SVC(),
             param grid=[{'C': [1, 10, 100, 1000], 'gamma': [0.001, 0.0001],
                           'kernel': ['rbf'], 'probability': [True]},
                          {'C': [1, 10, 100, 1000], 'kernel': ['linear'],
                           'probability': [True]}],
             scoring='roc_auc')
In [36]:
clf gs.best estimator
Out[36]:
SVC(C=1000, gamma=0.001, probability=True)
In [37]:
clas models grid = {'SVC':SVC(probability=True),
                    str('SVC ' + str(clf gs.best params ['kernel']) + " " + str(clf gs.b
est_params_['C'])):clf_gs.best_estimator_}
In [38]:
for model name, model in clas models grid.items():
    clas train model (model name, model, clasMetricLogger)
```

SVC

- 0.8

Receiver operating characteristic

1.0



RandomForest n_estimators + max_depth

GridSearchCV(cv=5, estimator=RandomForestClassifier(),

scoring='roc_auc')

In [39]:

Tn [411•

```
n_range = np.array(range(1,10,1))
n_est = np.array(range(1,251, 50))
tuned_parameters = [{'n_estimators': n_est, 'max_depth':n_range}]
tuned_parameters

Out[39]:
[{'n_estimators': array([ 1, 51, 101, 151, 201]),
    'max_depth': array([1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9])}]

In [40]:

%%time
clf_gs = GridSearchCV(RandomForestClassifier(), tuned_parameters, cv=5, scoring='roc_auc')
clf_gs.fit(data_X_train, data_Y_train)

Wall time: 23.1 s

Out[40]:
```

param_grid=[{'max_depth': array([1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9]),

'n estimators': array([1, 51, 101, 151, 201])}],

```
clf gs.best estimator
Out[41]:
RandomForestClassifier(max depth=8, n estimators=101)
In [42]:
clas_models_grid = {'RF':RandomForestClassifier(),
                           str('RF_' + str(clf_gs.best_params_['n_estimators']) + "_" + str(clf
_gs.best_params_['max_depth'])):clf_gs.best_estimator_}
In [43]:
for model name, model in clas models grid.items():
     clas train model(model name, model, clasMetricLogger)
                                                RF
             Receiver operating characteristic
   1.0
   0.8
                                                             0.76
                                                                             0.24
                                                                                            0.6
True Positive Rate
   0.6
                                                  True label
                                                                                            0.5
   0.4
                                                             0.28
                                                                             0.72
                                                    1
                                                                                            0.4
   0.2
                                                                                            0.3
                                                              0
                          ROC curve (area = 0.84)
   0.0
                                                                Predicted label
      0.0
             0.2
                             0.6
                     0.4
                                    0.8
                                            1.0
                   False Positive Rate
                                            RF_101_8
             Receiver operating characteristic
   1.0
   0.8
                                                             0.73
                                                                             0.27
                                                                                            0.6
                                                    0 -
True Positive Rate
   0.6
                                                  True label
                                                                                            0.5
   0.4
                                                             0.24
                                                                             0.76
                                                    1
                                                                                            0.4
   0.2
                                                                                            0.3
                                                              0
                          ROC curve (area = 0.84)
   0.0
                                                                Predicted label
      0.0
             0.2
                     0.4
                            0.6
                                    0.8
                                            1.0
                   False Positive Rate
```

GradientBoost

In [44]:

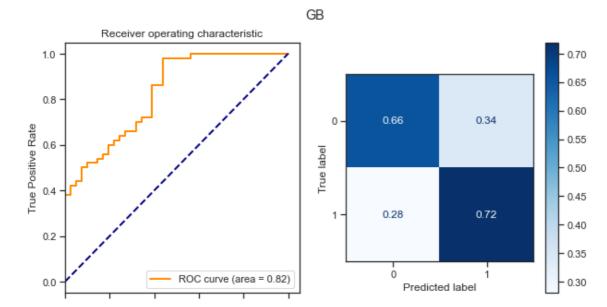
• وحداج المند

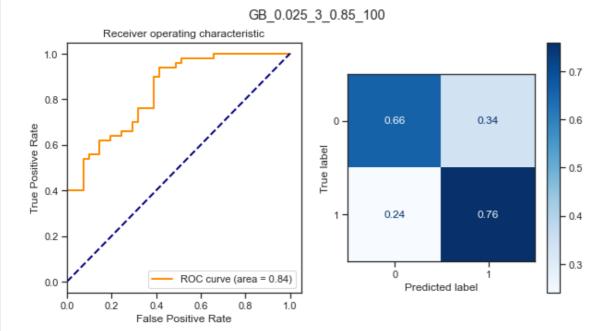
```
tuned_parameters = [{
    "loss":["deviance"],
    "learning_rate": [0.01, 0.025, 0.05, 0.075, 0.1, 0.15, 0.2],
    "max_depth":[3,5,8],
```

```
"subsample": [0.5, 0.618, 0.8, 0.85, 0.9, 0.95, 1.0],
    "n estimators":[100]
    } ]
tuned_parameters
Out[44]:
[{'loss': ['deviance'],
  'learning rate': [0.01, 0.025, 0.05, 0.075, 0.1, 0.15, 0.2],
  'max depth': [3, 5, 8],
  'subsample': [0.5, 0.618, 0.8, 0.85, 0.9, 0.95, 1.0],
  'n estimators': [100]}]
In [45]:
%%time
clf gs = GridSearchCV(GradientBoostingClassifier(), tuned parameters, cv=5, scoring='roc
auc')
clf gs.fit(data X train, data Y train)
Wall time: 1min 14s
Out[45]:
GridSearchCV(cv=5, estimator=GradientBoostingClassifier(),
             param grid=[{'learning rate': [0.01, 0.025, 0.05, 0.075, 0.1, 0.15,
                                             0.2],
                           'loss': ['deviance'], 'max depth': [3, 5, 8],
                           'n estimators': [100],
                           'subsample': [0.5, 0.618, 0.8, 0.85, 0.9, 0.95,
                                         1.0]}],
             scoring='roc auc')
In [46]:
clf gs.best estimator
Out[46]:
GradientBoostingClassifier(learning rate=0.025, subsample=0.85)
In [47]:
clas models grid = {'GB':GradientBoostingClassifier(),
                    str('GB_' + str(clf_gs.best_params_['learning_rate']) + "_" + str(cl
f gs.best params ['max depth'])+' '\
                    + str(clf_gs.best_params_['subsample'])+ "_" + str(clf gs.best param
s_['n_estimators'])):clf_gs.best_estimator_}
```

In [48]:

```
for model_name, model in clas_models_grid.items():
    clas_train_model(model_name, model, clasMetricLogger)
```





Метрики итога

```
In [49]:
```

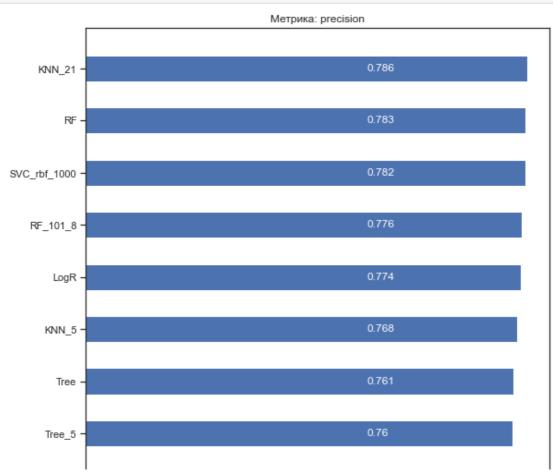
```
clas_metrics = clasMetricLogger.df['metric'].unique()
clas_metrics
```

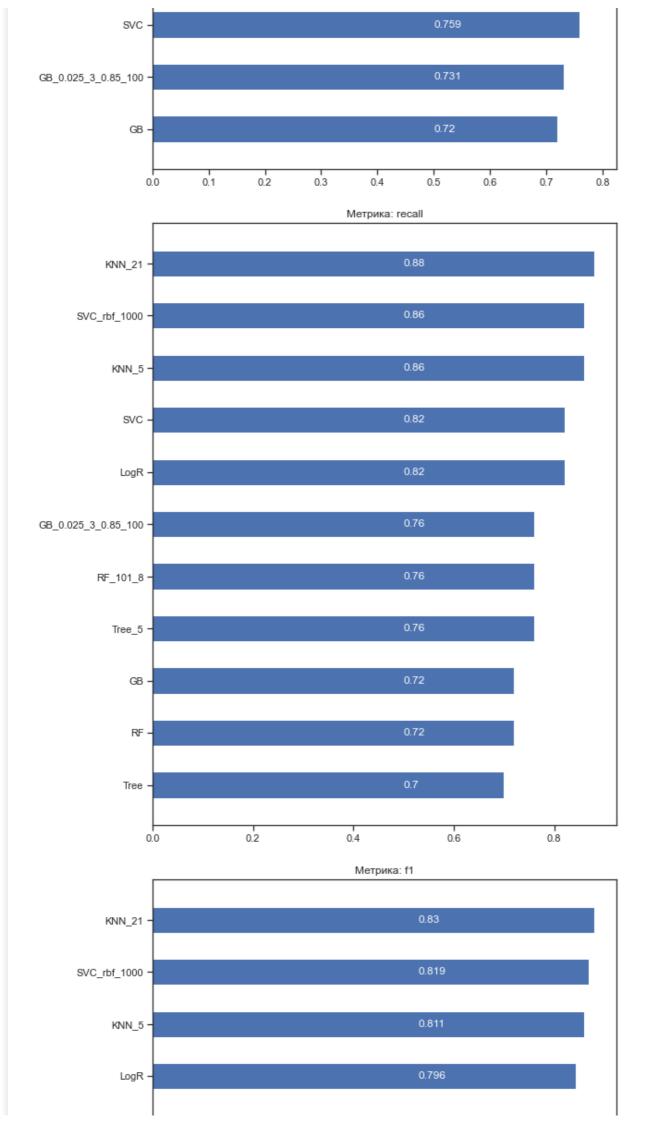
Out[49]:

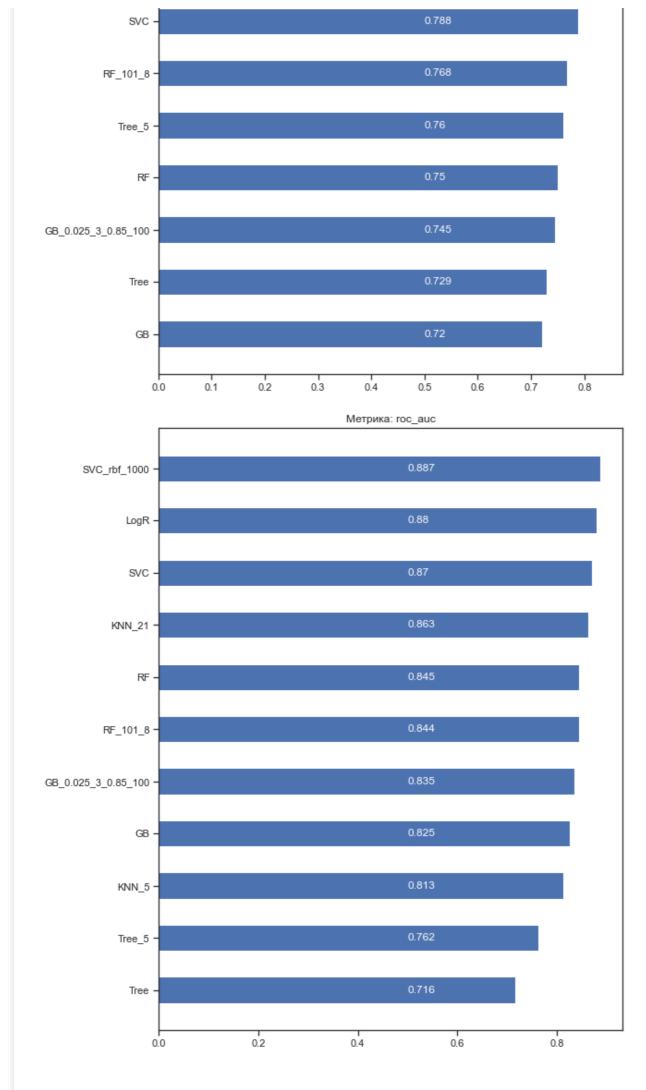
```
array(['precision', 'recall', 'f1', 'roc_auc'], dtype=object)
```

In [50]:

```
for metric in clas_metrics:
    clasMetricLogger.plot('Метрика: ' + metric, metric, figsize=(9, 12))
```







Лучшими моделями стали:

Метрика	Название	Значение		
precision	Tree	0.791		
recall	KNN_21	0.88		
f1	KNN_21	0.83		
roc auc	SVC rbf 1000	0.087		

In []: