

Руководитель курсового проекта

Консультант

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования

«Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана

(национальный исследовательский университет)» (МГТУ им. Н.Э. Баумана)

ФАКУЛЬТЕТ	Информатика и сист	емы управления	
КАФЕДРА	ИУ5 «Системы обработки ин-	формации и управления»	
		НИТЕЛЬНАЯ	ЗАПИСКА
		ВОМУ ПРОЕКТ А ТЕМУ:	$oldsymbol{y}$
	_Решение задач	и машинного обу	чения
Студент групг	ны <u>ИУ5-61Б</u> (Группа)	(Подпись, дата)	<u>Сукиасян В.М.</u> (И.О.Фамилия)
	(- E))	(12411105, 4414)	(LIG. Familian)

(Подпись, дата)

(Подпись, дата)

<u>Гапанюк Ю.Е.</u> (И.О.Фамилия)

(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)

		ЕРЖДАЮ
	Заведующ	ий кафедрой(Индекс)
		(И.О.Фамилия)
	«»	20 г.
ЭАПА	нив	
ЗАДА		
на выполнение к	урсового проекта	
по дисциплине <u>«Технологии машинного обучения»</u>	<u> </u>	
Студент группы ИУ5-61Б		
	M	
<u>Сукиасян Блади</u> (Фамилия, им	мир Мартуновичия, отчество)	
Гема курсового проекта		
Toma Nypoodoro npoonta		
Направленность КП (учебный, исследовательский,	практический, производст	венный, др.)
Источник тематики (кафедра, предприятие, НИР) _		
График выполнения проекта: 25% к нед., 50% г	к нед., 75% к нед., 1	00% к нед.
Задание: решение задачи машинного обучения на с студентом единолично.	основе материалов дисцип:	ины. Выполняется
0.1		
Оформление курсового проекта:	1	
Расчетно-пояснительная записка на27 листах Перечень графического (иллюстративного) материа		йды и т.п.)
Дата выдачи задания « 12 » февраля 2020 г.		
Руководитель курсового проекта		Гапанюк Ю.Е.
	(Подпись, дата)	(И.О.Фамилия)
Студент		<u>Сукиасян В.М.</u>

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

(Подпись, дата)

(И.О.Фамилия)

Оглавление

1.	Задание	3
2.	Введение	5
3.	Основная часть	6
]	Постановка задачи	6
(Описание набора данных	6
-	Ход работы	7
4.	Метрики качества модели	23
5.	Выводы	25
6.	Список использованных источников	27

Задание

Схема типового исследования, проводимого студентом в рамках курсовой работы, содержит выполнение следующих шагов:

- 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.
- Проведение разведочного анализа данных. Построение графиков, необходимых для понимания структуры данных. Анализ и заполнение пропусков в данных.
- Выбор признаков, подходящих для построения моделей. Кодирование категориальных признаков Масштабирование данных. Формирование вспомогательных признаков, улучшающих качество моделей.
- 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.
- Выбор метрик для последующей оценки качества моделей. Необходимо выбрать не менее трех метрик и обосновать выбор.
- Выбор наиболее подходящих моделей для решения задачи классификации или регрессии. Необходимо использовать не менее пяти моделей, две из которых должны быть ансамблевыми.
- Формирование обучающей и тестовой выборок на основе исходного набора данных.
- Построение базового решения (baseline) для выбранных моделей без подбора гиперпараметров. Производятся обучение моделей на основе обучающей выборки и оценка качества моделей на основе тестовой выборки.
- Подбор гиперпараметров для выбранных моделей. Рекомендуется

использовать методы кросс-валидации. В зависимости от используемой библиотеки можно применять функцию GridSearchCV, использовать

перебор параметров в цикле, или использовать другие методы.

- Повторение пункта 8 для найденных оптимальных значений гиперпараметров. Сравнение качества полученных моделей с качеством baseline-моделей.
- Формирование выводов о качестве построенных моделей на основе выбранных метрик. Результаты сравнения качества рекомендуется отобразить в виде графиков и сделать выводы в форме текстового описания. Рекомендуется построение графиков обучения и валидации, влияния значений гиперпарметров на качество моделей и т.д.

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 данной курсовой работы необходимо применить навыки, полученные в течение курса «Технологии машинного обучения», и обосновать полученные результаты.

Основная часть

Постановка задачи

В данной курсовой работе ставится задача определения пригодности гриба в употребление по внешним параметрам с помощью методов машинного обучения «Stochastic gradient descent», «Support vector machine», «Метод ближайших соседей», «Gradient boosting» и «Random forest».

Описание набора данных

В качестве набора данных мы будем использовать набор данных по обнаружению сердечного заболевания у пациента.

Файл содержит следующие колонки:

- 1. age возраст пациента;
- 2. sex пол пациента (1 = мужчина; 0 = женщина);
- 3. chest pain type (4 values) тип боли в груди пациента;
- 4. resting blood pressure кровяное давление в покое;
- 5. serum cholestoral in mg/dl содержание холестирина;
- 6. fasting blood sugar > 120 mg/dl уровень сахара в крови натощак;
- 7. resting electrocardiographic results (values 0,1,2) результаты электрокардиографии в покое;
- 8. maximum heart rate achieved максимальная частота сердечных сокращений;
- 9. exercise induced angina стенокардия, вызванная физической нагрузкой; 10.oldpeak = ST depression induced by exercise relative to rest показание на

электрокардиограмме;

11.the slope of the peak exercise ST segment - показание на электрокардиограмме;

12.number of major vessels (0-3) colored by flourosopy - количество крупных сосудов;

13.thal: 3 = normal; 6 = fixed defect; 7 = reversable defect - анализ из крови; 14.target - наличие или отсутствие сердечного заболевания у пациента

Будем решать задачу классификации. В качестве целевого признака возьмем колонку sex. Поскольку она содержит только значения 0 или 1, то это задача бинарной классификации.

Ход работы

Импортируем необходимые для работы библиотеки:

```
import numpy as np
import pandas as pd
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from sklearn.model selection import train test split
from sklearn.metrics import roc auc score, precision score, recall score, accuracy score, plot
confusion_matrix, roc_curve
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier, GradientBoostingClassifier
from sklearn.model_selection import GridSearchCV
from sklearn.svm import SVC
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
%matplotlib inline
# Установим тип графиков
sns.set(style="ticks")
# Для лучшего качество графиков
from IPython.display import set_matplotlib_formats
set_matplotlib_formats("retina")
# Установим ширину экрана для отчета
pd.set option("display.width", 80)
```

```
data = pd.read_csv('heart.csv', sep=",")
```

Считываем набор данных:Размер датасета:

Размер датасета:

```
data.shape
 (303, 14)
Первые пять строк датасета:
Типы колонок:
   # Первые 5 строк датасета
   data.head()
      age sex cp trestbps chol fbs restecg thalach exang oldpeak slope ca that target
    0 63
          1
              3
                 145
                         233
                              1
                                  0
                                         150
                                                0
                                                      2.3
                                                              0
                                                                   0
                                                                      1
                                                                          1
    1
                                                                      2
      37
          1
              2
                 130
                         250
                              0
                                         187
                                                0
                                                      3.5
                                                              0
                                                                   0
                                                                          1
    2 41
          0
              1
                 130
                         204
                              0
                                  0
                                         172
                                                0
                                                      1.4
                                                              2
                                                                   0
                                                                      2
                                                                          1
    3 56
          1
              1
                 120
                         236
                              0
                                  1
                                         178
                                                0
                                                      8.0
                                                              2
                                                                   0
                                                                      2
                                                                          1
                                                              2
    4 57
                                                                   0
          0
              0
                 120
                              0
                                  1
                                         163
                                                1
                                                      0.6
                                                                      2
                                                                          1
                         354
Типы колонок:
 # Поймем какими типами данных заполнены колонки
 data.dtypes
                int64
 age
 sex
                int64
                int64
 ср
 trestbps
               int64
 chol
                int64
 fbs
                int64
 restecg
               int64
                int64
 thalach
 exang
                int64
 oldpeak
              float64
 slope
               int64
                int64
 ca
 thal
                int64
 target
                int64
 dtype: object
```

Названия колонок:

```
#Увидим, из каких колонок состоит датасет
data.columns
dtype='object')
: # Проверим наличие пустых значений
 data.isnull().sum()
: age
 sex
           0
 ср
           0
 trestbps
           0
           0
 chol
 fbs
           0
 restecg
           0
 thalach
           0
 exang
 oldpeak
           0
           0
 slope
           0
 ca
 thal
 target
           0
 dtype: int64
```

Проверка набора данных на пропуски:

Пропущенных значений в наборе данных нет.

Убедимся, что целевой признак для задачи бинарной классификации содержит только 0 и 1

```
# Убедимся, что целевой признак
# для задачи бинарной классификации содержит только 0 и 1
data['sex'].unique()
array([1, 0], dtype=int64)
```

Оценим дисбаланс классов для Heart

```
# Ouenum ducGananc knaccoß dnn Heart
fig, ax = plt.subplots(figsize=(4,4))
plt.hist(data['sex'])
plt.show()

200
175
150
125
100
25
25
25
26
27
28
data['exang'].value_counts()

0 204
1 99
Name: exang, dtype: int64
```

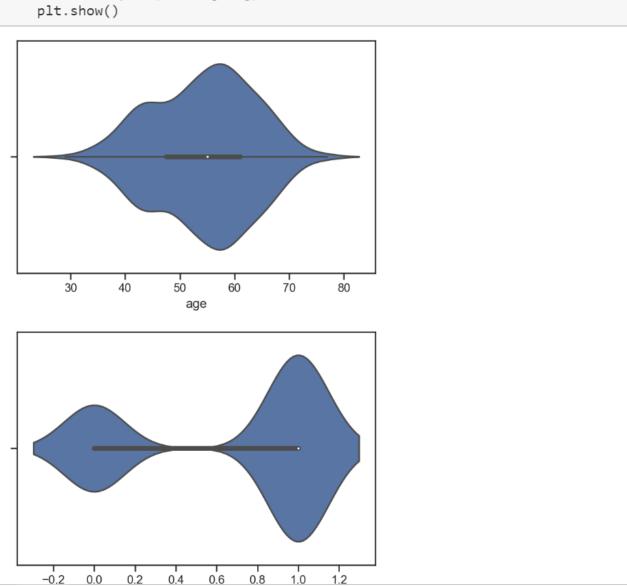
Посчитаем дисбаланс классов:

```
# посчитаем дисбаланс классов
total = data.shape[0]
class_1, class_0 = data['exang'].value_counts()
print('Kласс 0 - женщина составляет {}%, а класс 1 - мужчина составляет {}%.'
.format(round(class_0 / total, 2)*100, round(class_1 / total, 2)*100))

Класс 0 - женщина составляет 33.0%, а класс 1 - мужчина составляет 67.0%.
```

Скрипичные диаграммы для некоторых колонок

```
# Скрипичные диаграммы для некоторых колонок
for col in ['age', 'sex', 'chol', 'thalach', 'thal']:
    sns.violinplot(x=data[col])
    plt.show()
```



Проведем операции, связанные с масштабированием данных

```
# Числовые колонки для масштабирования
scale_cols = ['age', 'cp', 'trestbps', 'chol', 'fbs', 'restecg', 'thalach', 'exang', 'oldpeak', 'slope',
'ca', 'thal', 'target']
sc = MinMaxScaler()
sc_data = sc.fit_transform(data[scale_cols])
# Добавим масштабированные данные в набор данных
for i in range(len(scale_cols)):
    col = scale_cols[i]
    new_col_name = col + '_scaled'
    data[new_col_name] = sc_data[:,i]
#Выведем первые 5 строк и убедимся, что масштабированные данные были успешно добавлены в набор
data.head()
                                                                    chol_scaled | fbs_scaled | restecg_scaled | thalach_
  age sex cp trestbps chol fbs restecg thalach exang oldpeak ...
0 63
                                                         2.3
                                                                    0.244292
                                                                                 1.0
               145
                        233
                                 0
                                          150
                                                                                            0.0
                                                                                                            0.603053
1
  37
       1
           2
               130
                        250
                             0
                                  1
                                          187
                                                  0
                                                         3.5
                                                                    0.283105
                                                                                 0.0
                                                                                            0.5
                                                                                                            0.885496
2
  41
       0
               130
                                 0
                                          172
                                                                    0.178082
                                                                                 0.0
                                                                                            0.0
                                                                                                            0.770992
                        204 0
                                                         1.4
```

5 rows × 28 columns

8.0

0.6

0.251142

0.520548

0.0

0.0

0.5

0.5

0.816794

0.702290

178

163

Выведем последние 5 строк:

120

236 0

354 0

1

3 56

4 57

0

0 120

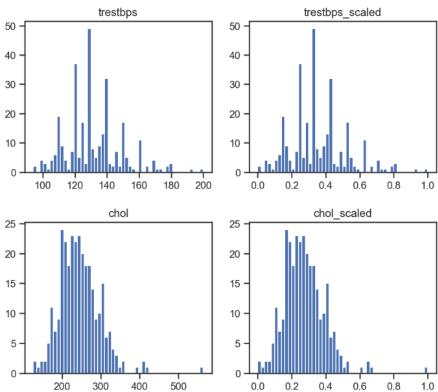
	едем .tai]		тедн	ue 5 cmp	ок										
	age	sex	ср	trestbps	chol	fbs	restecg	thalach	exang	oldpeak	 chol_scaled	fbs_scaled	restecg_	scaled	thalac

	age	sex	ср	trestbps	chol	fbs	restecg	thalach	exang	oldpeak	 chol_scaled	fbs_scaled	restecg_scaled	thalac
298	57	0	0	140	241	0	1	123	1	0.2	 0.262557	0.0	0.5	0.3969
299	45	1	3	110	264	0	1	132	0	1.2	 0.315068	0.0	0.5	0.4656
300	68	1	0	144	193	1	1	141	0	3.4	 0.152968	1.0	0.5	0.5343
301	57	1	0	130	131	0	1	115	1	1.2	 0.011416	0.0	0.5	0.3358
302	57	0	1	130	236	0	0	174	0	0.0	 0.251142	0.0	0.0	0.7862

5 rows × 28 columns

Убедимся, что масштабирование не повлияло на распределение данных

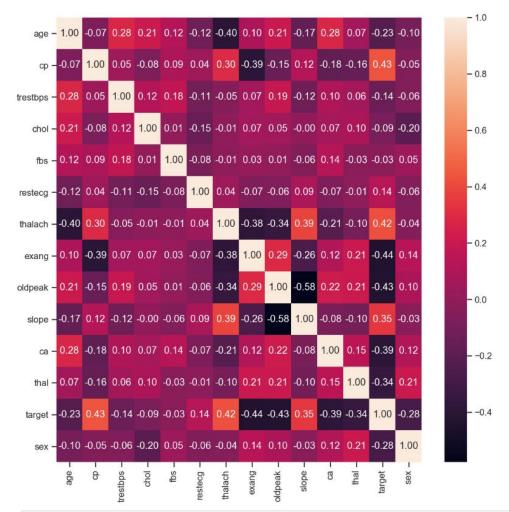
In [40]: # Убедимся, что масштабирование не повлияло на распределение данных for col in scale_cols:
 col_scaled = col + '_scaled' fig, ax = plt.subplots(1, 2, figsize=(8,3))
ax[0].hist(data[col], 50)
ax[1].hist(data[col_scaled], 50)
ax[0].title.set_text(col)
ax[1].title.set_text(col_scaled)
plt.show() age_scaled age 15 15 10 10 0 -0.0 0.6 0.8 ср cp_scaled 150 150 -125 125 100 100 75 75 50 50 25 25 0 trestbps trestbps_scaled



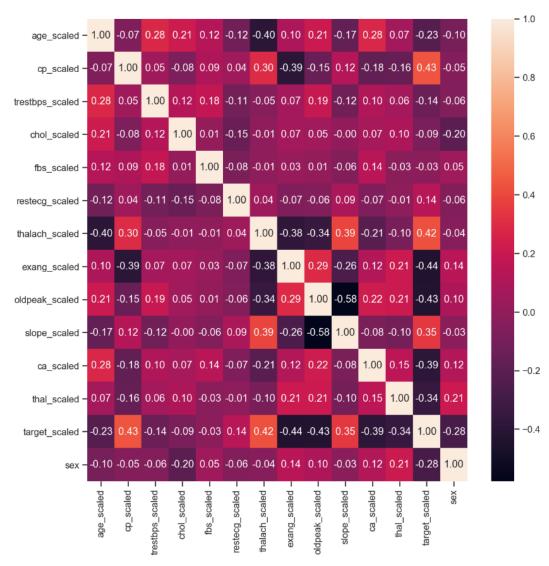
```
corr_cols_1 = scale_cols + ['sex']
corr_cols_1
['age',
 'cp',
 'trestbps',
 'chol',
'fbs',
 'restecg',
 'thalach',
 'exang',
 'oldpeak',
 'slope',
'ca',
'thal',
 'target',
 'sex']
scale_cols_postfix = [x+'_scaled' for x in scale_cols]
corr_cols_2 = scale_cols_postfix + ['sex']
corr_cols_2
['age_scaled',
 'cp_scaled',
 'trestbps_scaled',
 'chol_scaled',
 'fbs_scaled',
 'restecg_scaled',
 'thalach_scaled',
 'exang_scaled',
 'oldpeak_scaled',
 'slope_scaled',
'ca_scaled',
 'thal_scaled',
 'target_scaled',
 'sex']
```

Построим корреляционную матрицу:

```
fig, ax = plt.subplots(figsize=(10,10))
sns.heatmap(data[corr_cols_1].corr(), annot=True, fmt='.2f')
```



fig, ax = plt.subplots(figsize=(10,10))
sns.heatmap(data[corr_cols_2].corr(), annot=True, fmt='.2f')



Отрисовка ROC-кривой:

```
# Отрисовка ROC-кривой
def draw_roc_curve(y_true, y_score, 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()
    1w = 2
   plt.plot(fpr, tpr, color='darkorange',
             lw=lw, label='ROC curve (area = %0.2f)' % roc_auc_value)
    plt.plot([0, 1], [0, 1], color='navy', lw=lw, linestyle='--')
   plt.xlim([0.0, 1.0])
   plt.ylim([0.0, 1.05])
   plt.xlabel('False Positive Rate')
plt.ylabel('True Positive Rate')
   plt.title('Receiver operating characteristic')
    plt.legend(loc="lower right")
    plt.show()
```

Подготовим данные для разделения на обучающую и тестовую выборки:

```
# С использованием метода train_test_split разделим выборку на обучающую и тестовую
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.25, random_state=1)
print("X_train:", X_train.shape)
print("y_train:", y_train.shape)
print("y_test:", y_test.shape)

X_train: (227, 10)
X_test: (76, 10)
y_train: (227,)
y_test: (76,)
```

Выберем подходящие для нашей задачи метрики:

1. Confusion matrix

Количество верно и ошибочно классифицированных данных, представленное в виде матрицы.

2. ROC-кривая

Используется для оценки качества бинарной классификации. Показывает, какую долю классов алгоритм предсказал неверно. Чем сильнее отклоняется кривая от верхнего левого угла графика, тем хуже качество классификации.

3. Accuracy

Метрика вычисляет процент (долю в диапазоне от 0 до 1) правильно определенных классов. Главная проблема метрики ассигасу в том, что она показывает точность по всем классам, но для каждого класса точность может быть разная. Поэтому более предпочтительной является метрика balanced_accuracy.

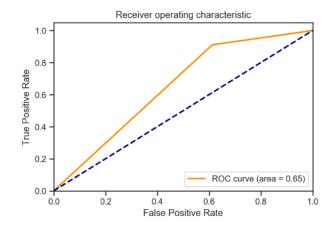
Random Forest

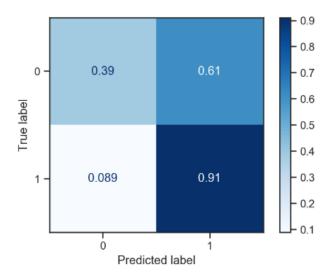
Ансамблевый метод, заключается в построении алгоритма машинного обучения на базе нескольких, в данном случае решающих деревьев. это множество решающих деревьев. В задаче регрессии их ответы усредняются, в задаче классификации принимается решение голосованием по большинству. Все деревья строятся независимо по следующей схеме:

• Выбирается подвыборка обучающей выборки размера samplesize (м.б. с возвращением) – по ней строится дерево (для каждого дерева — своя подвыборка).

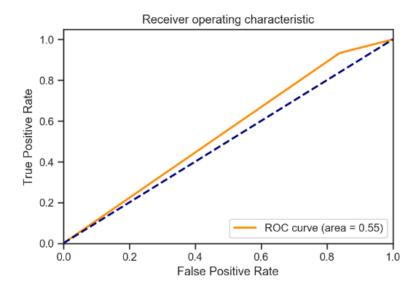
- Для построения каждого расщепления в дереве просматриваем max_features случайных признаков (для каждого нового расщепления свои случайные признаки).
- Выбираем наилучшие признак и расщепление по нему (по заранее заданному критерию). Дерево строится, как правило, до исчерпания выборки (пока в листьях не останутся представители только одного класса), но есть параметры, которые ограничивают высоту дерева, число объектов в листьях и число объектов в подвыборке, при котором проводится расщепление.

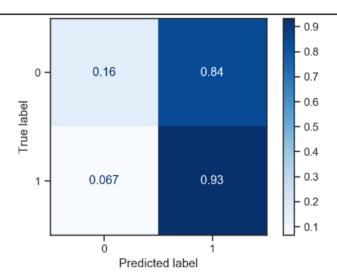
Обучим модель:



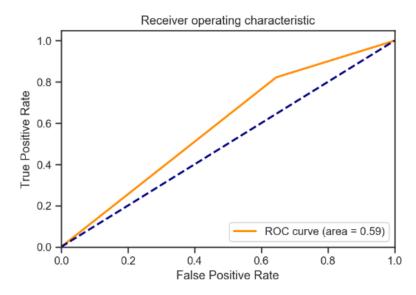


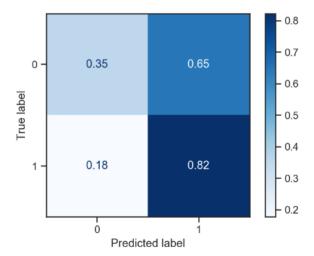
SVC(C=1.0, break_ties=False, cache_size=200, class_weight=None, coef0=0.0,
 decision_function_shape='ovr', degree=3, gamma='scale', kernel='rbf',
 max_iter=-1, probability=False, random_state=None, shrinking=True,
 tol=0.001, verbose=False)



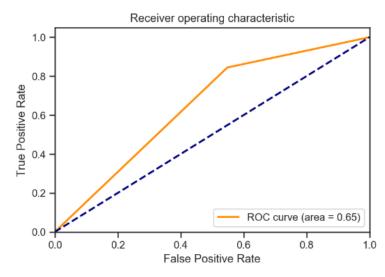


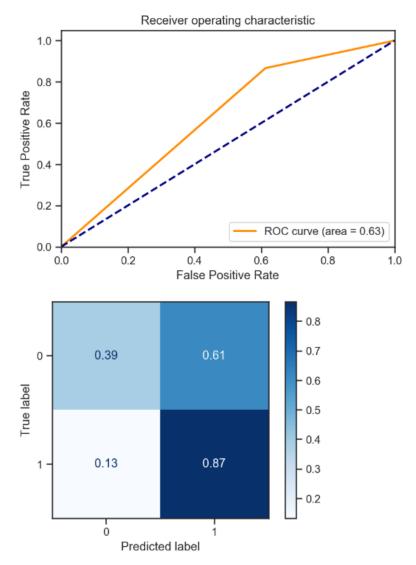
DecisionTreeClassifier(ccp_alpha=0.0, class_weight=None, criterion='gini', max_depth=None, max_features=None, max_leaf_nodes=None, min_impurity_decrease=0.0, min_impurity_split=None, min_samples_leaf=1, min_samples_split=2, min_weight_fraction_leaf=0.0, presort='deprecated', random state=None, splitter='best')





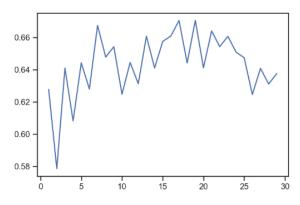
GradientBoostingClassifier(ccp_alpha=0.0, criterion='friedman_mse', init=None, learning_rate=0.1, loss='deviance', max_depth=3, max_features=None, max_leaf_nodes=None, min_impurity_decrease=0.0, min_impurity_split=None, min_samples_leaf=1, min_samples_split=2, min_weight_fraction_leaf=0.0, n_estimators=100, n_iter_no_change=None, presort='deprecated', random_state=None, subsample=1.0, tol=0.0001, validation_fraction=0.1, verbose=0, warm start=False)





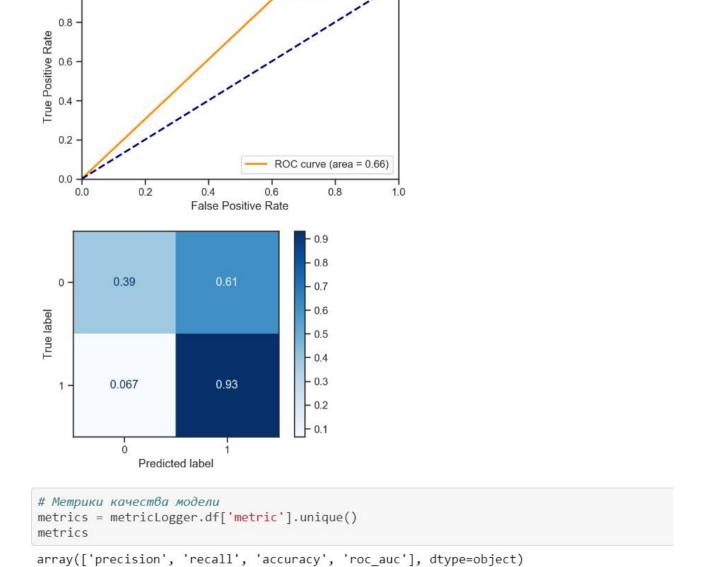
Попробуем улучшить качество модели с помощью подбора гиперпараметров при помощи метода GridSearchCV:

```
n range = np.array(range(0,30,1))
tuned_parameters = [{'n_neighbors': n_range}]
tuned_parameters
[{'n_neighbors': array([ 0,  1,  2,  3,  4,  5,  6,  7,  8,  9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16,  17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 27, 28, 29])}]
clf gs = GridSearchCV(KNeighborsClassifier(), tuned parameters, cv=5, scoring='accuracy', n jobs = -1)
clf_gs.fit(X, y)
Wall time: 3.58 s
GridSearchCV(cv=5, error_score=nan,
             estimator=KNeighborsClassifier(algorithm='auto', leaf_size=30,
                                            metric='minkowski',
                                            metric params=None, n jobs=None,
                                            n_neighbors=5, p=2,
                                            weights='uniform'),
             iid='deprecated', n_jobs=-1,
             4, 15, 16,
       17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 27, 28, 29])}],
             pre_dispatch='2*n_jobs', refit=True, return_train_score=False,
scoring='accuracy', verbose=0)
# Лучшая модель
clf_gs.best_estimator_
KNeighborsClassifier(algorithm='auto', leaf_size=30, metric='minkowski',
                     metric_params=None, n_jobs=None, n_neighbors=19, p=2,
                     weights='uniform')
# Лучшее значение параметров
clf_gs.best_params_
{'n_neighbors': 19}
# Изменение качества на тестовой выборке в зависимости от К-соседей
plt.plot(n_range, clf_gs.cv_results_['mean_test_score'])
```



```
test_model('KNN_5', KNeighborsClassifier(n_neighbors=5), metricLogger)

*********************
KNeighborsClassifier(algorithm='auto', leaf_size=30, metric='minkowski',
```



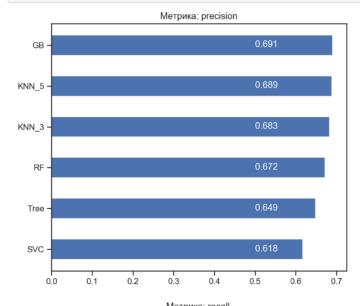
Receiver operating characteristic

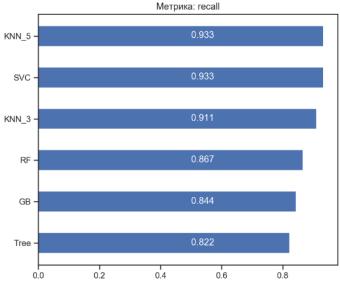
1.0

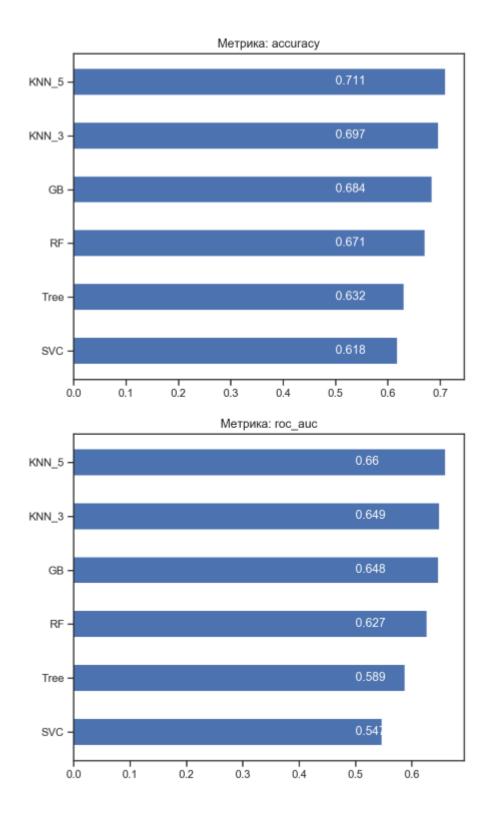
Метрики качества модели

```
# Метрики качества модели
metrics = metricLogger.df['metric'].unique()
metrics
array(['precision', 'recall', 'accuracy', 'roc_auc'], dtype=object)

# Построим графики метрик качества модели
for metric in metrics:
    metricLogger.plot('Метрика: ' + metric, metric, figsize=(7, 6))
```







Выводы

В ходе курсовой работы были закреплены полученные в течение курса знания и навыки. Для исследования использовались следующие модели: стохастический градиентный спуск, случайный лес, градиентный бустинг, метод ближайших

соседей, метод опорных векторов. Для оценки качества использовались три метрики: ROC-кривая, confusion matrix и balanced_accuracy.

Список использованных источников

1. Конспект лекций по дисциплине «Технологии машинного обучения». 2020:

 $https://github.com/ugapanyuk/ml_course_2020/wiki/COURSE_TMO$

2. Документация scikit-learn:

https://scikit-learn.org/stable/index.html

3. Метрики в задачах машинного обучения:

https://habr.com/ru/company/ods/blog/328372/