

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



Отчет по лабораторной работе № 4
«Подготовка обучающей и тестовой выборки, кросс-валидация
и подбор гиперпараметров на примере метода ближайших
соседей.»
По курсу “ Методы машинного обучения”

Выполнил:
Житенев В.Г.
Студент группы ИУ5-22М

Москва, 2020

Цель лабораторной работы: изучение сложных способов подготовки выборки и подбора гиперпараметров на примере метода ближайших соседей.

Ход выполнения работы

1. Подготовка данных

```
[ ] # Установка дебаггера
! pip install ipdb -q

[ ] from operator import itemgetter
import numpy as np
import pandas as pd
from plotly.subplots import make_subplots
import plotly.graph_objects as go
import plotly as plt
import plotly.express as px
import matplotlib.pyplot as pyplot
# дебаггер
import ipdb

[ ] # disable warnings
pd.options.mode.chained_assignment = None

[ ] dataRaw = pd.read_csv('/content/drive/My Drive/Colab Notebooks/ММО/4/hotel_bookings.csv')
```

Выбранный датасет содержит информацию о городских и курортных отелях, а также о их посетителях. Рассмотрим данные о днях и месяцах заселения в номера различного типа в курортных отелях.

```
[ ] # Только курортные отели
data = dataRaw[dataRaw.hotel == 'Resort Hotel']
# Бронирование которых было не отменено
data = data[dataRaw.is_canceled == 0]
data = data[['lead_time', 'adr', 'arrival_date_month', 'reserved_room_type', 'assigned_room_type']]
data
```

🔗 /usr/local/lib/python3.6/dist-packages/ipykernel_launcher.py:3: UserWarning:

Boolean Series key will be reindexed to match DataFrame index.

	lead_time	adr	arrival_date_month	reserved_room_type	assigned_room_type
0	342	0.00	July	C	C
1	737	0.00	July	C	C
2	7	75.00	July	A	C
3	13	75.00	July	A	A
4	14	98.00	July	A	A
...
40055	212	89.75	August	A	A
40056	169	202.27	August	E	E
40057	204	153.57	August	E	E
40058	211	112.80	August	D	D
40059	161	99.06	August	A	A

28938 rows × 5 columns

Можно заметить следующее: не все люди, бронирующие определенный тип номера заселяются в забронированный (например, строка 2). Именно поэтому возникает потребность в создании экспертной системы, которая позволит определить: заселится ли человек, приехавший в определенную дату, в забронированный заранее номер или нет.

Данная задача является задачей классификации: необходимо определить, относится ли тип данных к классу 1 (приезжий попадет в забронированный номер) или к классу 0 (приезжего переведут в другой номер)

```
[ ] sorted(data['reserved_room_type'].unique()), sorted(data['assigned_room_type'].unique())
```

```
[ 'A', 'B', 'C', 'D', 'E', 'F', 'G', 'H', 'L'],  
[ 'A', 'B', 'C', 'D', 'E', 'F', 'G', 'H', 'I']
```

Проверка уникальных значений показала, что значения в колонках с резервированным и подтвержденным классом отеля отличаются в одном значении, однако они не могут различаться. Необходимо заменить все значения с "L" на "I" либо удалить из датафрейма.

```
[ ] data[data.reserved_room_type == 'L'].shape[0], data[data.assigned_room_type == 'I'].shape[0]
```

```
(4, 358)
```

Строк с зарезервированным номером типа "L" всего 4, поэтому их проще удалить. Удаление этих строк из датасета будет наиболее правильным решением.

```
[ ] data = data.drop(data[data.reserved_room_type == 'L'].index)  
data[data.reserved_room_type == 'L']
```

```
lead_time  adr  arrival_date_month  reserved_room_type  assigned_room_type
```

```
[ ] print('Типы данных \n', data.dtypes, '\n')  
print('Пропуски \n', data.isnull().sum())
```

```
Типы данных  
lead_time      int64  
adr            float64  
arrival_date_month  object  
reserved_room_type  object  
assigned_room_type  object  
dtype: object
```

```
Пропуски  
lead_time      0  
adr            0  
arrival_date_month  0  
reserved_room_type  0  
assigned_room_type  0  
dtype: int64
```

Далее нам необходимо перевести категориальные признаки в числовой формат. Пропуски в датафрейме отсутствуют

```
[ ] from sklearn.preprocessing import LabelEncoder  
# метод кодирования одной переменной  
def encoding( dataColumn: np.ndarray ):  
    le = LabelEncoder()  
    fittedColumn = le.fit(dataColumn)  
    transformedColumn = fittedColumn.transform(dataColumn)  
    return transformedColumn  
  
# Перевод категориальных параметров в числовые  
data.loc[:, 'reserved_room_type'] = encoding(data['reserved_room_type'])  
data.loc[:, 'assigned_room_type'] = encoding(data['assigned_room_type'])  
data.loc[:, 'arrival_date_month'] = encoding(data['arrival_date_month'])  
data
```

	lead_time	adr	arrival_date_month	reserved_room_type	assigned_room_type
0	342	0.00	5	2	2
1	737	0.00	5	2	2
2	7	75.00	5	0	2
3	13	75.00	5	0	0
4	14	98.00	5	0	0
...
40055	212	89.75	1	0	0
40056	169	202.27	1	4	4
40057	204	153.57	1	4	4
40058	211	112.80	1	3	3
40059	161	99.06	1	0	0

28934 rows x 5 columns

```
[ ] print( round(data[data.reserved_room_type != data.assigned_room_type].shape[0] / data.shape[0] , 2) * 100, '%')
```

25.0 %

Итого: 25% приезжих заселяются в номер, который они ранее не бронировали

```
[ ] y = []
for i in data.index:
    if( data.loc[ i , 'reserved_room_type'] == data.loc[ i , 'assigned_room_type'] ):
        y.append(1)
    else:
        y.append(0)
```

Произведем классификацию - заездам в бронированные номера присвоим класс 1, а в незабронированные 0.

```
[ ] data['y_class'] = y
data.head()
```

	lead_time	adr	arrival_date_month	reserved_room_type	assigned_room_type	y_class
0	342	0.0	5	2	2	1
1	737	0.0	5	2	2	1
2	7	75.0	5	0	2	0
3	13	75.0	5	0	0	1
4	14	98.0	5	0	0	1

Данные приведены к подходящему виду (категориальные признаки переведены в числовые, отсутствуют пропуски, данные классифицированы).

- `lead_time` - количество дней, прошедших от бронирования номера, до заселения
- `arrival_date_month` - месяц заселения в отель
- `reserved_room_type` - тип номера отеля

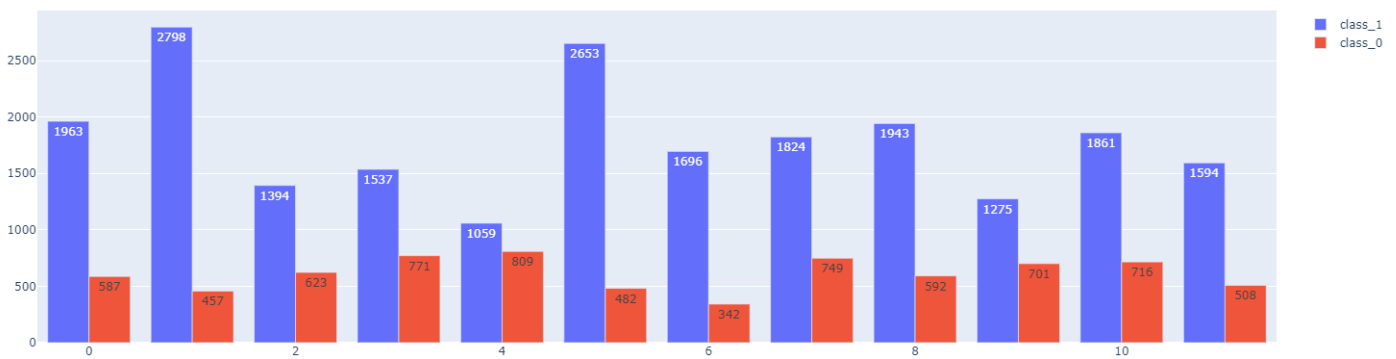
2. Статистика датасета

```
[ ] localData = []
for i in data.arrival_date_month.unique():
    dataCut=data[data.arrival_date_month == i]
    localData.append( [ i, dataCut[dataCut.y_class == 1].shape[0], dataCut[dataCut.y_class == 0].shape[0] ] )

localDf = pd.DataFrame(data=np.c_[localData], columns=['month', 'class_1', 'class_0'])

fig = go.Figure(data=[go.Bar(
    x=localDf.month, y=localDf.class_1,
    text= localDf.class_1,
    textposition='auto',
    name= 'class_1'
)])
fig.add_trace(go.Bar( x= localDf.month, y= localDf.class_0, name='class_0', text= localDf.class_0,
    textposition='auto',))

fig.update_layout(barmode='group')
fig.show()
```



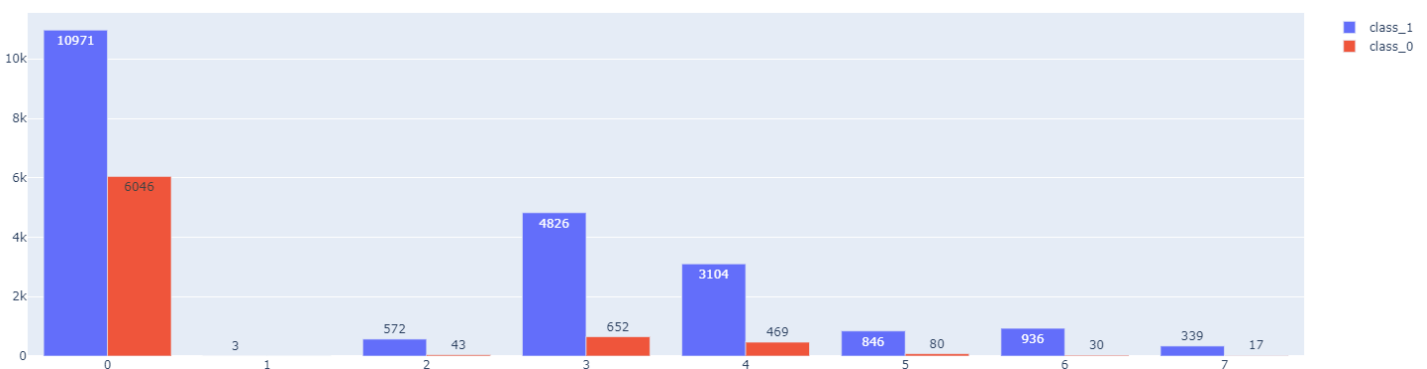
Количество записей, распределенное по месяцам

```
[ ] localData = []
for i in data.reserved_room_type.unique():
    dataCut=data[data.reserved_room_type == i]
    localData.append( [ i, dataCut[dataCut.y_class == 1].shape[0], \
        dataCut[dataCut.y_class == 0].shape[0] ] )

localDf = pd.DataFrame(data=np.c_[localData], columns=['room', 'class_1', 'class_0'])

fig = go.Figure(data=[go.Bar(
    x=localDf.room, y=localDf.class_1,
    text= localDf.class_1,
    textposition='auto',
    name= 'class_1'
)])
fig.add_trace(go.Bar( x= localDf.room, y= localDf.class_0, name='class_0', text= localDf.class_0,
    textposition='auto',))

fig.update_layout(barmode='group')
fig.show()
```



Количество записей, распределенное по классам номеров отеля

3. Метод (алгоритм) k-ближайших соседей

Краткое описание метода

- Значение целевого признака определяется на основе значений целевых признаков тех объектов, которые находятся ближе всего к искомому объекту в пространстве признаков. Один из наиболее простых методов.
- Исторически является одним из наиболее известных методов. В терминологии Data Mining рассматривался как основной алгоритм поиска по прецедентам.
- Указать автора алгоритма довольно сложно. В статье <http://37steps.com/4370/nn-rule-invention/> отмечается что метод был предложен много раз в различных вариантах.
- Метод может использоваться как для классификации, так и для регрессии.
- Как правило, метод k-NN показывает худшее качество, по сравнению с другими, более сложными методами.

```
[ ] dataWithoutY = data.drop(columns=['y_class']).drop(columns=['arrival_date_month']).drop(columns=['reserved_room_type'])
dataWithoutY = pd.DataFrame( data= np.c_[dataWithoutY], columns=['x1', 'x2', 'y'])
dataWithoutY.head()
```

	x1	x2	y
0	342.0	0.0	2.0
1	737.0	0.0	2.0
2	7.0	75.0	2.0
3	13.0	75.0	0.0
4	14.0	98.0	0.0

- `lead_time` - x1
- `adr` - x2
- `reserved room type` - y

```
[ ] from enum import Enum
class PredictionType(Enum):
    CLASSIFICATION = 1
    REGRESSION = 2

class SimpleKNN:

    def fit(self, X_train: np.matrix, y_train: np.ndarray):
        """
        Метод обучения, который фактически не учится,
        а только запоминает обучающую выборку.
        Входные параметры:
        X_train - обучающая выборка (матрица объект-признак)
        y_train - обучающая выборка (вектор целевого признака)
        Возвращаемое значение: нет
        """
        #Сохраняем параметры в переменных класса
        self._X_train = X_train
        self._y_train = y_train

    def eucl_dist(self, p: np.ndarray, q: np.ndarray) -> float:
        """
        Вычисление Евклидова расстояния - https://en.wikipedia.org/wiki/Euclidean\_distance
        Входные параметры:
        p, q - вектора в n-мерном пространстве признаков
        """
        return sum([(pi - qi) ** 2 for pi, qi in zip(p, q)])

    def predict_for_single_object(self, K: int, \
        prediction_type: PredictionType, \
        X_o: np.ndarray, \
        Y_o: np.ndarray, \
        verbose = True, \
        verboseCount = 5 ) -> np.ndarray:
```

```

# список соседей
neighbors_list = []
# *** Находим ближайшие точки ***
# Перебираем все точки обучающей выборки
for i in range(self._X_train.shape[0]):
    # получаем текущую точку

    data_train_current_x = [x for x in self._X_train.iloc[i]]
    # и значение ее y
    data_train_current_y = self._y_train.loc[i]
    # вычисляем расстояние
    dist = self.eucl_dist(X_o, data_train_current_x)
    # сохраняем в список соседей
    temp_res = (data_train_current_y, dist, data_train_current_x)
    neighbors_list.append(temp_res)
# *** сортируем список соседей по возрастанию расстояния ***
# в кортеже элементы следуют в порядке (0,1,2), сортируем по первому элементу
neighbors_list_sorted = sorted(neighbors_list, key=itemgetter(1))
if verbose:
    print('*****')
    print('Проверяемая точка: ', X_o)
    print('Ожидаемое значение: ', Y_o)
    dist_list = []
    for cur_y, cur_dist, _ in neighbors_list_sorted:
        dist_list.append(cur_dist)
    print()
    print('Вывод расстояния для отсортированного списка соседей:')
    pyplot.plot(dist_list)
    pyplot.show()
# Оставим только K ближайших соседей
K_neighbors_list_sorted = neighbors_list_sorted[:K]
if verbose:
    print('Вывод K ближайших соседей:')
    x1_list = []
    x2_list = []
    for cur_y, cur_dist, temp_x_1_2 in K_neighbors_list_sorted:
        temp_x1, temp_x2 = temp_x_1_2
        x1_list.append(temp_x1)
        x2_list.append(temp_x2)
        print('y={0}, расстояние={1:.2f}'.format(cur_y, cur_dist))
    print()
    print('Визуализация K ближайших соседей:')
    pyplot.plot(self._X_train['x1'], self._X_train['x2'], 'b.', \
                 x1_list, x2_list, 'g*', \
                 [X_o[0]], [X_o[1]], 'ro')
    pyplot.show()
# Результат - классификация или регрессия
if prediction_type == PredictionType.REGRESSION:
    # используем numpy для вычисления среднего значения
    arr = np.array([x for x,_,_ in K_neighbors_list_sorted])
    # возвращаем среднее значение
    return np.mean(arr)
elif prediction_type == PredictionType.CLASSIFICATION:
    k_y_list = [y for y,_,_ in K_neighbors_list_sorted]
    # группируем с количеством метки классов,
    # соответствующие K ближайшим соседям
    k_y_list_grouped_temp = np.unique(k_y_list, return_counts=True)
    k_y_list_grouped = [[key, cnt] for key, cnt in zip(k_y_list_grouped_temp[0], k_y_list_grouped_temp[1])]
    # сортируем по количеству по убыванию
    k_y_list_grouped_sorted = sorted(k_y_list_grouped, key=itemgetter(1), reverse=True)
    if verbose:
        print('Классы, соответствующие K ближайшим соседям:')
        for i in k_y_list_grouped_sorted:
            print('класс={0}, количество элементов={1}'.format(i[0], i[1]))
    # возвращаем метку класса из первой строки отсортированного массива
    # то есть того класса, к которому принадлежит наибольшее количество соседей
    return k_y_list_grouped_sorted[0][0]
else:
    raise Exception('Неизвестный тип предсказания')

```

```
def predict(self, K: int, \
            prediction_type: PredictionType, \
            X_test: np.matrix, \
            verbose = True) -> np.ndarray:
    """
    Метод предсказания.
    Входные параметры:
    K - гиперпараметр, количество соседей
    prediction_type - классификация или регрессия
    X_test - тестовая выборка (матрица объект-признак)
    Возвращаемое значение: предсказанный вектор целевого признака
    """
    # Перебираем все точки тестовой выборки
    test_data_temp = []
    for i in range(X_test.shape[0]):
        # получаем текущую точку
        data_test_current_x = [x for x in X_test.iloc[i]]
        test_data_temp.append(data_test_current_x)
    return [self.predict_for_single_object(K=K, \
        prediction_type=prediction_type, \
        X_o=i, verbose=verbose) for i in test_data_temp]
```

```
[ ] from sklearn.model_selection import train_test_split
y = pd.DataFrame(data = np.c_[y], columns=['y'])
# Регрессия. Целевой параметр - номер комнаты (0 -7)
X_trainRegress, X_testRegress, y_trainRegress, y_testRegress = train_test_split(dataWithoutY[['x1', 'x2']], \
    dataWithoutY[['y']], \
    test_size=0.4, \
    random_state=42)

# Классификация. Целевой параметр - класс заселения (в своей комнате/ в другой комнате)
X_trainClass, X_testClass, y_trainClass, y_testClass = train_test_split(dataWithoutY[['x1', 'x2']], \
    y, \
    test_size=0.4, \
    random_state=42)

def changeIndex (arrayToChange):
    indexArr = list(range(0, len(arrayToChange)))
    arrayToChange.index = indexArr

for arr in [X_trainRegress, X_testRegress, y_trainRegress, y_testRegress, X_trainClass, X_testClass, y_trainClass, y_testClass]:
    changeIndex(arr)
```

Ввиду высокой плотности распределения и большого количества данных, график может быть не информативным.

```
[ ] knn_class = SimpleKNN()
knn_class.fit(X_train= X_trainClass, y_train=y_trainClass)

knn_regress = SimpleKNN()
knn_regress.fit(X_train=X_trainRegress, y_train=y_trainRegress)
```

```
[ ] index = 2

data_test_X = [x for x in X_testClass[['x1', 'x2']].iloc[index]]
data_test_Y = [y for y in y_testClass.iloc[index]]
(data_test_X, data_test_Y)
```

```
[ ] ([112.0, 189.0], [1])
```

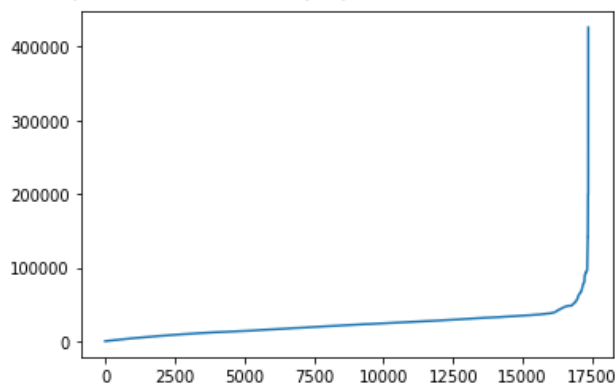
```
[ ] simple_knn_class_0 = knn_class.predict_for_single_object(K=5, \
    prediction_type=PredictionType.CLASSIFICATION, \
    X_o= data_test_X, \
    Y_o= data_test_Y, \
    verbose=True, \
    verboseCount= 10)

simple_knn_class_0
```


[] *****

Проверяемая точка: [112.0, 189.0]
Ожидаемое значение: [1]

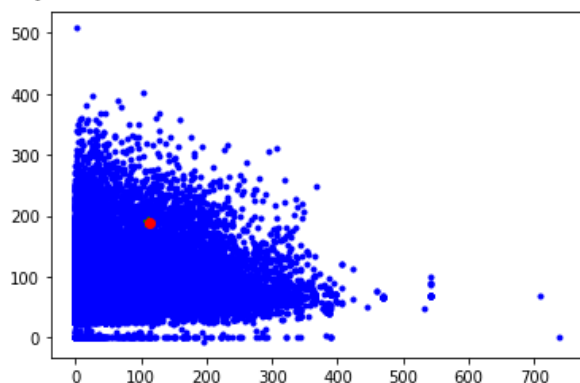
Вывод расстояния для отсортированного списка соседей:



Вывод K ближайших соседей:

y=y 1
Name: 2138, dtype: int64, расстояние=2.00
y=y 1
Name: 14, dtype: int64, расстояние=4.00
y=y 1
Name: 1568, dtype: int64, расстояние=4.00
y=y 1
Name: 6060, dtype: int64, расстояние=4.00
y=y 0
Name: 3632, dtype: int64, расстояние=8.00

Визуализация K ближайших соседей:



Классы, соответствующие K ближайшим соседям:

класс=1, количество элементов=4

класс=0, количество элементов=1

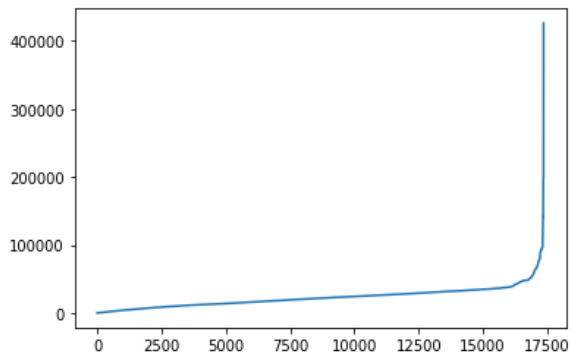
1

```
[ ] simple_knn_regr_0 = knn_regress.predict_for_single_object(K=5, \
    prediction_type=PredictionType.REGRESSION, \
    X_o=data_test_X, \
    Y_o=data_test_Y, \
    verbose=True, \
    verboseCount= 10)

simple_knn_regr_0
```

Проверяемая точка: [112.0, 189.0]
Ожидаемое значение: [1]

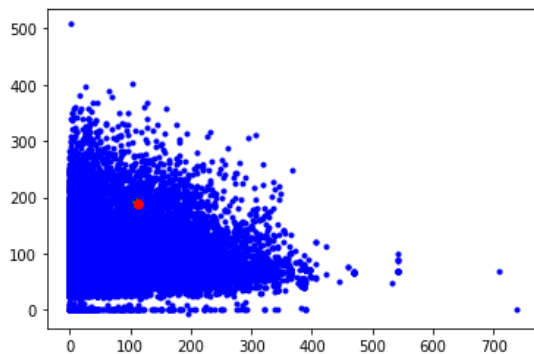
Вывод расстояния для отсортированного списка соседей:



Вывод K ближайших соседей:

```
y=y 2.0
Name: 2138, dtype: float64, расстояние=2.00
y=y 0.0
Name: 14, dtype: float64, расстояние=4.00
y=y 0.0
Name: 1568, dtype: float64, расстояние=4.00
y=y 0.0
Name: 6060, dtype: float64, расстояние=4.00
y=y 5.0
Name: 3632, dtype: float64, расстояние=8.00
```

Визуализация K ближайших соседей:



1.4

4. Оценка качества построенных моделей

```
[ ] from sklearn.metrics import accuracy_score, balanced_accuracy_score
    from sklearn.metrics import precision_score, recall_score, f1_score, classification_report
    from sklearn.metrics import confusion_matrix
    from sklearn.metrics import mean_absolute_error, mean_squared_error, mean_squared_log_error, median_absolute_error, r2_score
    from sklearn.metrics import roc_curve, roc_auc_score

    from sklearn.neighbors import KNeighborsRegressor, KNeighborsClassifier
```

Для дальнейшего анализа будем строить модели с помощью методов `KNeighborsRegressor` `KNeighborsClassifier` из библиотеки `sklearn`. Данные методы работают так же, как и `simpleKNN`

- Оценка качества классификации

Accuracy

```
[ ] cl1_1 = KNeighborsClassifier(n_neighbors=5)
    cl1_1.fit(X_trainClass, y_trainClass)
    target1_0 = cl1_1.predict(X_trainClass)
    target1_1 = cl1_1.predict(X_testClass)

    (accuracy_score(y_trainClass, target1_0), accuracy_score(y_testClass, target1_1))
```

⚠ /usr/local/lib/python3.6/dist-packages/ipykernel_launcher.py:2: DataConversionWarning:

A column-vector y was passed when a 1d array was expected. Please change the shape of y to (n_samples,), for example using `ravel()`.
(0.7933755760368664, 0.7358735095904614)

Accuracy показывает, что в 73,6% случаев из тестовой выборки классификация работает правильно. Необходимо рассмотреть другие метрики.

Precision, Recall, F1

```
[ ] precision_score( y_trainClass, target1_0 ), precision_score( y_testClass, target1_1))
```

```
↳ (0.8203023462617142, 0.790738813735692)
```

Precision показал, что ~79% наблюдений, которые классификатор отнес к классу 1, действительно относились к первому классу.

```
[ ] (recall_score( y_trainClass, target1_0 ), recall_score( y_testClass, target1_1))
```

```
↳ (0.9258801729462631, 0.8790052053209948)
```

Recall показал, что ~88% наблюдений первого класса из тестовой выборки классификатор определил правильно.

```
[ ] (f1_score( y_trainClass, target1_0 ), f1_score( y_testClass, target1_1))
```

```
↳ (0.8698995321170796, 0.8325390304026294)
```

F1 показал, что средний гармонический коэффициент между *Recall* и *Precision* равен ~83%

- Оценка качества регрессии

```
[ ] cl1_2 = KNeighborsRegressor(n_neighbors=5)
cl1_2.fit(X_trainRegress, y_trainRegress)
target2_0 = cl1_2.predict(X_trainRegress)
target2_1 = cl1_2.predict(X_testRegress)
```

Средняя абсолютная ошибка

```
[ ] mean_absolute_error(y_testRegress, target2_1)
```

```
↳ 1.6444790046656297
```

Чем ближе *Средняя абсолютная ошибка* к нулю - тем лучше качество модели

Среднее квадратическое отклонение

```
[ ] mean_squared_error(y_testRegress, target2_1)
```

```
↳ 4.233958873336789
```

Вывод: Судя по оценкам качества моделей, можно сказать, что модели классификации и регрессии с гиперпараметром K=5 не обладают должным качеством. Необходимо прибегнуть к методам кроссвалидации и решетчатого поиска для определения наиболее оптимального параметра.

5. Применение кроссвалидации и решетчатого поиска

```
[ ] from sklearn.model_selection import cross_val_score, cross_validate
from sklearn.model_selection import KFold, RepeatedKFold, LeaveOneOut, LeavePOut, ShuffleSplit, StratifiedKFold
from sklearn.model_selection import GridSearchCV, RandomizedSearchCV
from sklearn.model_selection import learning_curve, validation_curve
```

```
[ ] dataWithoutY.shape[0]
```

```
↳ 28934
```

```
[ ] kf = ShuffleSplit(n_splits=5, test_size=0.25)
for train, test in kf.split(dataWithoutY[['x1', 'x2']], dataWithoutY[['y']]):
    print("%s %s" % (train, test))
```

```
↳ [17512 13359 22686 ... 1887 24599 16491] [ 2319 6897 22673 ... 21044 4634 12771]
[20980 16990 28231 ... 7657 9749 16505] [ 4674 22761 544 ... 11497 19722 28454]
[24648 17572 18532 ... 16076 13742 24602] [ 2244 10032 7157 ... 21487 7604 26312]
[26765 677 19021 ... 10394 27200 24029] [ 6594 6330 6203 ... 7729 19902 27368]
[19287 7352 2302 ... 12227 1198 9606] [ 5867 23655 9679 ... 24496 11727 13714]
```

Ввиду большого объема данных, наиболее оптимальным будет использование метода подготовки выборки для кроссвалидации ShuffleSplit.

```
[ ] n_range = np.array(range(5,55,5))
    tuned_parameters = [{'n_neighbors': n_range}]
    tuned_parameters
```

```
↳ [{'n_neighbors': array([ 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50])}]
```

В качестве гиперпараметра для алгоритма KNN будем использовать параметр К (количество соседей), поэтому заранее подготовим массив с вариацией этого параметра от 5 до 55 с шагом 5.

```
[ ] clf_gs = GridSearchCV(KNeighborsClassifier(), tuned_parameters, cv=kf, scoring='accuracy')
    clf_gs.fit(X_trainClass, y_trainClass)
```

```
↳ clf_gs.cv_results_
```

```
[ ] {'mean_fit_time': array([0.01107001, 0.00991387, 0.01094451, 0.00954614, 0.00928464,
↳   0.00938892, 0.00933938, 0.00913343, 0.00975986, 0.00914516]),
    'mean_score_time': array([0.12720165, 0.13450861, 0.1324636 , 0.14025741, 0.14251366,
    0.14664245, 0.14944687, 0.15332141, 0.15528173, 0.16315107]),
    'mean_test_score': array([0.73262673, 0.73525346, 0.74958525, 0.7478341 , 0.75170507,
    0.74967742, 0.749447 , 0.750553 , 0.74986175, 0.75129032]),
    'param_n_neighbors': masked_array(data=[5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50],
    mask=[False, False, False, False, False, False, False, False,
    False, False],
    fill_value='?',
    dtype=object),
    'params': [{'n_neighbors': 5},
    {'n_neighbors': 10},
    {'n_neighbors': 15},
    {'n_neighbors': 20},
    {'n_neighbors': 25},
    {'n_neighbors': 30},
    {'n_neighbors': 35},
    {'n_neighbors': 40},
    {'n_neighbors': 45},
    {'n_neighbors': 50}],
    'rank_test_score': array([10, 9, 6, 8, 1, 5, 7, 3, 4, 2], dtype=int32),
    'split0_test_score': array([0.73271889, 0.74354839, 0.76082949, 0.75138249, 0.75460829,
    0.75115207, 0.75368664, 0.75299539, 0.75299539, 0.75322581]),
    'split1_test_score': array([0.73824885, 0.73663594, 0.74861751, 0.75092166, 0.75599078,
    0.7562212 , 0.75529954, 0.75483871, 0.75483871, 0.75806452]),
    'split2_test_score': array([0.72764977, 0.73364055, 0.74700461, 0.74953917, 0.74769585,
    0.74769585, 0.74723502, 0.75207373, 0.74861751, 0.75138249]),
    'split3_test_score': array([0.73294931, 0.72695853, 0.74493088, 0.74562212, 0.74884793,
    0.74308756, 0.74423963, 0.74470046, 0.74470046, 0.74516129]),
    'split4_test_score': array([0.73156682, 0.73548387, 0.74654378, 0.74170507, 0.75138249,
    0.75023041, 0.74677419, 0.74815668, 0.74815668, 0.74861751]),
    'std_fit_time': array([3.36986248e-03, 1.32058320e-03, 3.06959432e-03, 3.75790085e-04,
    2.18302311e-04, 2.77989193e-04, 1.44854496e-04, 6.39085615e-05,
    7.16916547e-04, 1.85774435e-05]),
    'std_score_time': array([0.00883247, 0.00275352, 0.00346455, 0.00441274, 0.00323919,
    0.00892902, 0.00549182, 0.00161533, 0.00348362, 0.00654305]),
    'std_test_score': array([0.00339453, 0.0053325 , 0.00574357, 0.00367394, 0.00319804,
    0.00430475, 0.00427505, 0.00365075, 0.00362448, 0.00434404])}]
```

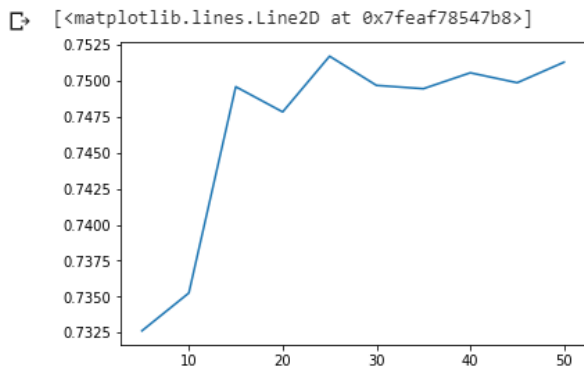
```
[ ] clf_gs.best_estimator_
```

```
↳ KNeighborsClassifier(algorithm='auto', leaf_size=30, metric='minkowski',
    metric_params=None, n_jobs=None, n_neighbors=25, p=2,
    weights='uniform')
```

```
[ ] clf_gs.best_score_
```

```
↳ 0.751705069124424
```

```
[ ] pyplot.plot(n_range, clf_gs.cv_results_['mean_test_score'])
```



Вывод: По результатам решетчатого поиска, наилучшее поведение модели достигается при гиперпараметре $K = 25$. Точность определения при этом параметре достигает 75.17%.

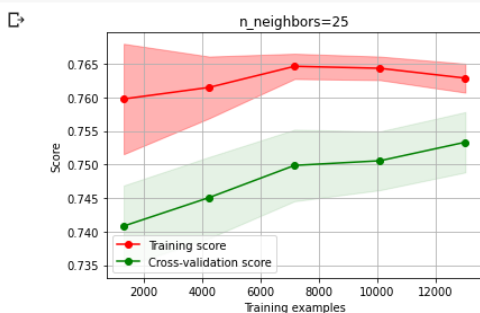
6. Анализ модели с подобранным гиперпараметром.

```
[ ] def plot_learning_curve(estimator, title, X, y, ylim=None, cv=None,
                           n_jobs=None, train_sizes=np.linspace(.1, 1.0, 5)):
    pyplot.figure()
    pyplot.title(title)
    if ylim is not None:
        pyplot.ylim(*ylim)
    pyplot.xlabel("Training examples")
    pyplot.ylabel("Score")
    train_sizes, train_scores, test_scores = learning_curve(
        estimator, X, y, cv=cv, n_jobs=n_jobs, train_sizes=train_sizes)
    train_scores_mean = np.mean(train_scores, axis=1)
    train_scores_std = np.std(train_scores, axis=1)
    test_scores_mean = np.mean(test_scores, axis=1)
    test_scores_std = np.std(test_scores, axis=1)
    pyplot.grid()

    pyplot.fill_between(train_sizes, train_scores_mean - train_scores_std,
                        train_scores_mean + train_scores_std, alpha=0.3,
                        color="r")
    pyplot.fill_between(train_sizes, test_scores_mean - test_scores_std,
                        test_scores_mean + test_scores_std, alpha=0.1, color="g")
    pyplot.plot(train_sizes, train_scores_mean, 'o-', color="r",
                label="Training score")
    pyplot.plot(train_sizes, test_scores_mean, 'o-', color="g",
                label="Cross-validation score")

    pyplot.legend(loc="best")
    return pyplot
```

```
[ ] plot_learning_curve(KNeighborsClassifier(n_neighbors=25), 'n_neighbors=25',
                        X_trainClass, y_trainClass.values.ravel(), cv=kf)
```




Зависимость метрики *accuracy* на обучающей выборке от размера выборки.

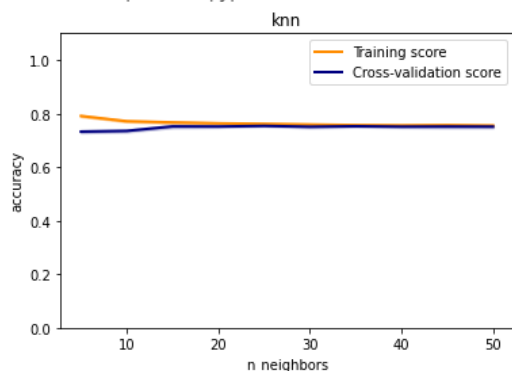
```
[ ] def plot_validation_curve(estimator, title, X, y,
                             param_name, param_range, cv,
                             scoring="accuracy"):

    train_scores, test_scores = validation_curve(
        estimator, X, y, param_name=param_name, param_range=param_range,
        cv=cv, scoring=scoring, n_jobs=1)
    train_scores_mean = np.mean(train_scores, axis=1)
    train_scores_std = np.std(train_scores, axis=1)
    test_scores_mean = np.mean(test_scores, axis=1)
    test_scores_std = np.std(test_scores, axis=1)

    pyplot.title(title)
    pyplot.xlabel(param_name)
    pyplot.ylabel(str(scoring))
    pyplot.ylim(0.0, 1.1)
    lw = 2
    pyplot.plot(param_range, train_scores_mean, label="Training score",
                color="darkorange", lw=lw)
    pyplot.fill_between(param_range, train_scores_mean - train_scores_std,
                        train_scores_mean + train_scores_std, alpha=0.4,
                        color="darkorange", lw=lw)
    pyplot.plot(param_range, test_scores_mean, label="Cross-validation score",
                color="navy", lw=lw)
    pyplot.fill_between(param_range, test_scores_mean - test_scores_std,
                        test_scores_mean + test_scores_std, alpha=0.2,
                        color="navy", lw=lw)
    pyplot.legend(loc="best")
    return pyplot
```

```
[ ] plot_validation_curve(KNeighborsClassifier(), 'knn',
                          X_trainClass, y_trainClass.values.ravel(),
                          param_name='n_neighbors', param_range=n_range,
                          cv=kf, scoring="accuracy")
```

 <module 'matplotlib.pyplot' from '/usr/local/lib/python3.6/dist-packages/matplotlib/pyplot.py'>



Зависимость метрики *accuracy* на тестовой выборке от гиперпараметра K.

Вывод

Исходя из вышеописанного анализа, можно прийти к следующему: модель, позволяющая определить по входным параметрам (средняя сумма транзакций клиента и номер заселения) заселится ли клиент в забронированный номер или нет, наиболее оптимальна при гиперпараметре K=25. Точность предсказания достигает ~75%. Данные результаты были получены после проведения кроссвалидации (способом случайного перемешивания выборки) и решетчатого поиска (перебора параметра K от 5 до 55 с шагом 5). Были построены зависимости изменения точности модели от гиперпараметра, а также изменения точности от размера выборки.