МИНОБРНАУКИ РОССИИ САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ЭЛЕКТРОТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ «ЛЭТИ» ИМ. В.И. УЛЬЯНОВА (ЛЕНИНА) Кафедра МОЭВМ

ОТЧЕТ

по лабораторной работе №3

по дисциплине «Информационные технологии»

Тема: Введение в анализ данных

Студент гр. 3343	Отмахов Д. В.
Преподаватель	 Иванов Д. В.

Санкт-Петербург

Цель работы

Введение в анализ данных, изучение базовых аспектов работы библиотеки scikit-learn. Написание программы, обучающей модель и выполняющей с ней определенные функции.

Задание

Вы работаете в магазине элитных вин и собираетесь провести анализ существующего ассортимента, проверив возможности инструмента классификации данных для выделения различных классов вин.

Для этого необходимо использовать библиотеку sklearn и встроенный в него набор данных о вине.

1) Загрузка данных:

Реализуйте функцию *load data*(), принимающей на вход аргумент train size (размер обучающей выборки, по умолчанию равен 0.8), которая загружает набор данных о вине из библиотеки sklearn в переменную wine. Разбейте данные для обучения и тестирования в соответствии со значением train size, следующим образом: из данного набора запишите train size данных из data, взяв при этом только 2 столбца в переменную X train и train size данных поля target в y train. В переменную X test положите оставшуюся часть данных из data, взяв при этом только 2 столбца, а в v test — оставшиеся данные поля target, в этом вам поможет функция train test split модуля sklearn.model selection (в качестве состояния рандомизатора функции train test split необходимо указать 42).

B качестве результата верните X train, y train, X test, y test.

Пояснение: X_train, X_test - двумерный массив, y_train, y_test . — одномерный массив.

2) Обучение модели. Классификация методом k-ближайших соседей:

Реализуйте функцию train_model(), принимающую обучающую выборку (два аргумента - X_train и y_train) и аргументы n_neighbors и weights (значения по умолчанию 15 и 'uniform' соответственно), которая создает экземпляр классификатора KNeighbors Classifier и загружает в него данные X_train, y_train c параметрами n_neighbors и weights.

В качестве результата верните экземпляр классификатора.

3) Применение модели. Классификация данных

Реализуйте функцию predict(), принимающую обученную модель классификатора и тренировочный набор данных (X_test) , которая выполняет классификацию данных из X test.

В качестве результата верните предсказанные данные.

4) Оценка качества полученных результатов классификации.

Реализуйте функцию estimate(), принимающую результаты классификации и истинные метки тестовых данных (y_test) , которая считает отношение предсказанных результатов, совпавших с «правильными» в y_test к общему количеству результатов. (или другими словами, ответить на вопрос «На сколько качественно отработала модель в процентах»).

В качестве результата верните полученное отношение, округленное до 0,001. В отчёте приведите объяснение полученных результатов.

Пояснение: так как это вероятность, то ответ должен находиться в диапазоне [0, 1].

5) Забытая предобработка:

После окончания рабочего дня перед сном вы вспоминаете лекции по предобработке данных и понимаете, что вы её не сделали...

Реализуйте функцию *scale*(), принимающую аргумент, содержащий данные, и аргумент *mode* - тип скейлера (допустимые значения: '*standard*', '*minmax*', '*maxabs*', для других значений необходимо вернуть *None* в качестве результата выполнения функции, значение по умолчанию - '*standard*'), которая обрабатывает данные соответствующим скейлером.

В качестве результата верните полученные после обработки данные.

В отчёте приведите (чек-лист преподавателя):

• описание реализации 5и требуемых функций

- исследование работы классификатора, обученного на данных разного размера
 - о приведите точность работы классификаторов, обученных на данных от функции *load_data* со значением аргумента *train_size* из списка: 0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9
 - о оформите результаты пункта выше в виде таблицы
 - о объясните полученные результаты
- исследование работы классификатора, обученного с различными значениями *n neighbors*
 - о приведите точность работы классификаторов, обученных со значением аргумента *n neighbors* из списка: 3, 5, 9, 15, 25
 - в качестве обучающих/тестовых данных для всех классификаторов возьмите результат load_data с аргументами по умолчанию (учтите, что для достоверности результатов обучение и тестирование классификаторов должно проводиться на одних и тех же наборах)
 - о оформите результаты в виде таблицы
 - о объясните полученные результаты
- исследование работы классификатора с предобработанными данными
 - о приведите точность работы классификаторов, обученных на данных предобработанных с помощью скейлеров из списка: StandardScaler, MinMaxScaler, MaxAbsScaler
 - в качестве обучающих/тестовых данных для всех классификаторов возьмите результат load_data с аргументами по умолчанию учтите, что для достоверности сравнения результатов классификации обучение должно проводиться на одних и тех же данных, поэтому предобработку следует производить после разделения на обучающую/тестовую выборку.
 - оформите результаты в виде таблицы

о объясните полученные результаты

Выполнение работы

Программа состоит из пяти функций:

- load_data(train_size = 0.8) загружает набор данных о вине из load_wine() в переменную wine и составляет на основе данных обучающую и тестовую выборку в соответствии с train size.
- train_model(X_train, y_train, n_neighbors = 15, weights = 'uniform') –
 обучает модель: принимает на вход обучающую выборку и
 аргументы n_neighbors и weights, создает экземпляр классификатора
 KNeighborsClassifier с параметрами n_neighbors и weights и данными
 X train и y train.
- $predict(clf, X_test)$ принимает обученную модель классификатора и тренировочный набор данных, предсказывает данные тренировочного набора X test используя обученную модель clf.
- estimate(res, y_test) принимает результаты классификации res и истинные метки тестовых данных y_test, определяет качество обученной модели (отношение предсказанных результатов,совпавших с «правильными» в y_test к общему количеству результатов). Для сравнения используется функция accuracy score, возвращающая результат в пределах [0, 1].
- scale(data, mode='standard') принимает данные data и тип скейлера mode, обрабатывает тренировочные данные на основе выбранного скейлера.

Таблица 1. Результаты исследования работы классификатора для данных разного размера.

Pазмер train_size	Точность
0.1	0.379
0.3	0.8
0.5	0.843
0.7	0.815

0.9	0.722

На основе результатов табл. 1 можно сделать следующие выводы: при $train_size = 0.8$ (дефолтном) достигается самая высокая точность работы; при очень маленьких значениях $train_size$ — самая маленькая точность, так как модели не хватает данных для обучения; при очень больших значениях $train_size$ — точность также уменьшается, так как происходит переобучение модели.

Таблица 2. Результаты исследования работы классификатора для различных значений *n neighbors*.

Pазмер <i>n_neighbors</i>	Точность
3	0.861
5	0.833
9	0.861
15	0.861
25	0.833

На основе результатов табл. 2 можно сделать следующий вывод: значение $n_neighbors$ не сильно влияет на точность работы классификатора. Также можно предположить, что при сильно большом значении $n_neighbors$, точность работы уменьшиться, так как границы классификации станут менее четкими.

Таблица 3. Результаты исследования работы классификатора для разных скейлеров.

Скейлер	Точность
StandardScaler	0.889
MinMaxScaler	0.806
MaxAbsScaler	0.75

На основе результатов табл. 3 можно сделать следующие выводы: максимальная точность достигается при использовании *StandardScaler*; минимальная — при использовании *MaxAbsScale*. Это объясняется тем, что в отличие от *StandardScaler*, *MinMaxScale* и *MaxAbsScaler* чуствительны к выбросам.

Выводы

В ходе выполнения лабораторной работы были изучены базовые аспекты работы библиотеки scikit-learn, написана программа, обучающая модель и выполняющая с ней определенные функции.

ПРИЛОЖЕНИЕ А

ИСХОДНЫЙ КОД ПРОГРАММЫ

Название файла: main.py

```
from sklearn.datasets import load wine
from sklearn.model selection import train test split
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
from sklearn.metrics import accuracy score
from sklearn.preprocessing import StandardScaler, MinMaxScaler,
MaxAbsScaler
def load data(train size = 0.8):
    wine = load wine()
    X train, X test, y train, y test = train test split(wine.data,
wine.target, train size = train size, random state = 42)
    return X train[:, :2], X test[:, :2], y train, y test
def train model(X train, y train, n neighbors = 15, weights =
'uniform'):
    return KNeighborsClassifier(n neighbors = n neighbors, weights =
weights).fit(X train, y train)
def predict(clf, X test):
    return clf.predict(X test)
def estimate(res, y test):
    return round(accuracy score(res, y test), 3)
def scale(data, mode = 'standard'):
    if mode not in ['standard', 'minmax', 'maxabs']:
        return None
    if mode == 'standard':
        scale = StandardScaler().fit transform(data)
    elif mode == 'minmax':
        scale = MinMaxScaler().fit transform(data)
    else:
        scale = MaxAbsScaler().fit transform(data)
    return scale
```