**МИНОБРНАУКИ РОССИИ**

**Санкт-Петербургский государственный**

**электротехнический университет**

**«ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)**

**Кафедра МО ЭВМ**

отчет

**по лабораторной работе №3**

**по дисциплине «Информационные Технологии»**

Тема: Введение в анализ данных

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Студент гр. 3341 |  | Шуменков А.П. |
| Преподаватель |  | Иванов Д.В. |

Санкт-Петербург

2024

## Цель работы

Целью работы является изучение основ анализа данных и написание программы на языке Python, анализирующей и классифицирующей данные с помощью библиотеки *sklearn*.

## 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 y\_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**.).

В качестве **результата**верните X\_train, X\_test, y\_train, 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 **KNeighborsClassifier** 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  
  + 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
  + оформите результаты пункта выше в виде таблицы
  + объясните полученные результаты
* исследование работы классификатора, обученного с различными значениями *n\_neighbors*
  + 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)
  + оформите результаты в виде таблицы
  + объясните полученные результаты
* исследование работы классификатора с предобработанными данными
  + 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
  + объясните полученные результаты

## Выполнение работы

1. Функция load\_data загружает данные из встроенного датасета load\_wine, используя только первые 2 колонки в качестве признаков X и метки классов y. Затем данные разбиваются на обучающую и тестовую выборки с разделением, заданным параметром train\_size, и возвращает эти данные.

2. Функция train\_model обучает модель классификации ближайших соседей (KNeighborsClassifier) с заданными параметрами n\_neighbors и weights, используя обучающие данные.

3. Функция predict предсказывает метки классов для тестовых данных, используя обученную модель.

4. Функция estimate оценивает точность модели путем сравнения предсказанных меток res и реальных меток y\_test с помощью accuracy\_score. Результат округляется до трех знаков после запятой и возвращается.

5. Функция scale использует различные методы масштабирования данных, такие как StandardScaler, MinMaxScaler и MaxAbsScaler в зависимости от значения параметра mode. Возвращает преобразованные данные.

Разработанный программный код см. в приложении А.

## Тестирование

Результаты тестирования представлены в табл. 4.

Таблица 4 – Результаты тестирования

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| № п/п | Входные данные | Выходные данные | Комментарии |
|  | X\_train, X\_test, y\_train, y\_test = load\_data()  clf = train\_model(X\_train, y\_train)  res = predict(clf, X\_test)  est = estimate(res, y\_test)  print(est) | 0.861 | Стандартное обучение |
|  | X\_train, X\_test, y\_train, y\_test = load\_data()  X\_train\_scaled = scale(X\_train, 'minmax')  X\_test\_scaled = scale(X\_test, 'minmax')  clf = train\_model(X\_train\_scaled, y\_train)  res = predict(clf, X\_test\_scaled)  est = estimate(res, y\_test)  print(est) | 0.806 | Обучение со скейлером |

## Выводы

В ходе выполнения работы были изучены основы анализа данных на языке Python с применением библиотеки *sklearn*. Разработаны функции для выгрузки данных, обучения модели, применения модели, оценки её эффективности и предобработки данных. Была проанализирована точность работы моделей при различных условиях обучения.

# Приложение А Исходный код программы

Название файла: main.py

from sklearn.preprocessing import StandardScaler, MinMaxScaler, MaxAbsScaler

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

def load\_data(train\_size=0.8):

wine=load\_wine()

X=wine.data[:, 0:2]

y=wine.target

X\_train, X\_test, y\_train, y\_test = train\_test\_split(X, y, train\_size=train\_size, test\_size=1-train\_size, random\_state=42)

return X\_train, X\_test, y\_train, y\_test

def train\_model(X\_train, y\_train, n\_neighbors=15, weights='uniform'):

clf = KNeighborsClassifier(n\_neighbors=n\_neighbors, weights=weights)

clf.fit(X\_train, y\_train)

return clf

def predict(clf, X\_test):

y\_pred = clf.predict(X\_test)

return y\_pred

def estimate(res, y\_test):

accur = accuracy\_score(y\_test, res)

accur = round(accur, 3)

return accur

def scale(data, mode='standard'):

if mode == 'standard':

scaler = StandardScaler()

elif mode == 'minmax':

scaler = MinMaxScaler()

elif mode == 'maxabs':

scaler = MaxAbsScaler()

else:

return None

scaled\_data = scaler.fit\_transform(data)

return scaled\_data