Міністерство освіти і науки України Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського"

Факультет інформатики та обчислювальної техніки

Кафедра інформатики та програмної інженерії

Звіт

з лабораторної роботи № 4 з дисципліни «Класифікація методом k найближчих сусідів і набір даних Digits, частина 1»

Виконав	ІП-15, Дацьо Іван
	(шифр, прізвище, ім'я, по батькові)

Перевірив *Нестерук А.*прізвище, ім'я, по батькові

Завдання:

- 1. Для дослідження даних, візуалізуйте їх. Виведіть зображення перших 36 цифр з набору
- 2. Розбийте дані на навчальні та тестові, за замовчуванням train_test_split резервує 75% даних для навчання і 25% для тестування, змініть це.
 - 3. Створити та навчити модель
 - 4. Виконайте прогнозування класів
- 5. Порівняйте прогнозовані цифри з очікуваними для перших 36 тестових зразків.
 - 6. Поясніть результат, застосуйте метрики точності моделі.
 - 7. Виведіть звіт класифікації
- 8. Використайте декілька моделей KNeighborsClassifier, SVC и GaussianNB для пошуку найкращої
 - 9. Налаштуйте гіперпараметр К в KNeighborsClassifier

Виконання

1. Імпортуємо необхідні пакети:

```
In [1]: import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.datasets import load_digits
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import confusion_matrix
from sklearn.metrics import classification_report
from sklearn.naive_bayes import GaussianNB
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
from sklearn.svm import SVC
```

Завантажуємо вбудований в бібліотеку scikiklearn набір даних:

Візуалізуємо перших 36 цифр з набору даних:

2. Розіб'ємо дані із попереднього пункту на навчальні та тестові (75% до 25%):

```
In [6]: X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(data_digits.data, data_digits.target, test_size=0.3)
```

Перевіримо розбиття даних:

```
In [7]: X_train.shape
Out[7]: (1257, 64)
In [8]: X_test.shape
Out[8]: (540, 64)
```

3. Створюємо та навчаємо модель на основі алгориту к найближчих сусідів.

```
In [9]: KNN = KNeighborsClassifier()
KNN.fit(X=X_train, y=y_train)
Out[9]: KNeighborsClassifier()
```

4. Виконаємо прогнозування класів

```
In [10]: import warnings

warnings.filterwarnings('ignore', category=FutureWarning)

# Make predictions
predicted = KNN.predict(X_test)
expected = y_test
```

5. Порівняємо прогнозовані цифри з очікуваними для перших 36

6. Оцінимо якість моделі використовуючи метод score

```
In [13]: print(f'Touhictb: {KNN.score(X_test, y_test):.2%}')

Touhictb: 98.70%
```

Створимо та виведемо матрицю невідповідностей

Можна створити висновок дана модель ε достатньо точною.

7. Використовуючи функцію sklearn.metrics виведемо звіт класифікації

```
In [15]: names = [str(digit) for digit in data_digits.target_names]
         print(classification_report(expected, predicted, target_names=names))
                        precision recall f1-score support
                                    1.00
1.00
1.00
                             1.00
                     0
                                                  1.00
                             0.97
                                                 0.98
                     1
                                                               62
                             1.00
                                        1.00
                                       0.95
0.98
                     3
                            1.00
                                                  0.97
                                                              60
                     4
                             1.00
                                                  0.99
                                                               52
                             1.00
                                        1.00
                                                  1.00
                            1.00 1.00
1.00 0.93 1.00
0.98 0.96
0.98 0.98
                                              1.00
0.97
0.97
0.98
                     6
                                                              43
                                                 0.99
                                                              540
              accuracy
                         0.99
0.99
0.99
0.99
0.99
                                                  0.99
                                                              540
                                                              540
         weighted avg
```

8. Для пошуку кращої моделі створимо та навчимо моделі SVC та GaussianNB

```
In [16]: SVC = SVC(kernel='linear')
SVC.fit(X_train, y_train)

GNB = GaussianNB()
GNB.fit(X_train, y_train)

Out[16]: GaussianNB()
```

Оцінимо якість моделей використовуючи метод score

```
In [19]: print(f'Toчнiсть KNN: {KNN.score(X_test, y_test):.2%}')
print(f'Toчнiсть SVC: {SVC.score(X_test, y_test):.2%}')
print(f'Toчнiсть GaussianNB: {GNB.score(X_test, y_test):.2%}')

Toчнiсть KNN: 98.70%
Toчнiсть SVC: 99.07%
Toчнiсть GaussianNB: 82.22%
```

Як бачимо в даному випадку найгірше себе показав GaussianNB

9. Поекспериментуємо з різними значеннями к і порівняємо їх ефективність

```
In [20]:

for n in range(1, 20):
    KNN = KNeighborsClassifier(n_neighbors=n)
    KNN.fit(X=X_train, y=y_train)
    print(f'При K piBHe {n}, точність : {KNN.score(X_test, y_test):.2%}')

Πρи K piBHe 1, τοчність : 98.52%
    Πρи K piBHe 2, τοчність : 98.15%
    Πρи K piBHe 3, τοчність : 98.33%
    Πρи K piBHe 4, τοчність : 98.33%
    Πρи K piBHe 5, τοчність : 98.70%
    Πρи K piBHe 6, τοчність : 98.70%
    Πρи K piBHe 7, τοчність : 98.70%
    Πρи K piBHe 8, τοчність : 98.70%
    Πρи K piBHe 9, τοчність : 98.15%
    Πρи K piBHe 9, τοчність : 98.15%
    Πρи K piBHe 10, τοчність : 98.15%
    Πρи K piBHe 10, τοчність : 97.96%
    Πρи K piBHe 11, τοчність : 98.15%
    Πρи K piBHe 13, τοчність : 98.15%
    Πρи K piBHe 14, τοчність : 97.96%
    Πρи K piBHe 15, τοчність : 97.96%
    Πρи K piBHe 16, τοчність : 97.96%
    Πρи K piBHe 16, τοчність : 97.96%
    Πρи K piBHe 17, τοчність : 97.96%
    Πρи K piBHe 18, τοчність : 97.78%
    Πρи K piBHe 19, τοчність : 97.41%
```

В даному випадку найкращими параметрами стали декілька, а саме k = 5, k = 6, k = 7. Отже значення параметру за замовчуванням (k = 5) ϵ ефективним.

Висновок

Виконавши дану лабораторну я навчився реалізовувати основні етапи машинного навчання, а саме вибір даних для навчання моделі, завантаження та аналіз даних для навчання і тестування, вибір і побудова моделі, навчання модулі, навчання моделі, формування прогнозів, проведення оцінки результатів, налаштування параметрів моделі, опрацьовування декількох класифікаційних моделей. Все це було досліджено на основі даних із бібліотеки scikiklearn, цифри.