Министерство образования Республики Беларусь
Учреждение образования
«Брестский Государственный технический университет»
Кафедра ИИТ

Лабораторная работа №3
По дисциплине «Основы машинного обучения»
Тема: «Сравнение классических методов классификации»

Выполнил:
Студент 3 курса
Группы АС-65
Ракецкий П. П.
Проверил:
Крощенко А. А.

Брест 2025

Цель: на практике сравнить работу нескольких алгоритмов классификации, таких как метод k-ближайших соседей (k-NN), деревья решений и метод опорных векторов (SVM). Научиться подбирать гиперпараметры моделей и оценивать их влияние на результат.

Вариант 4

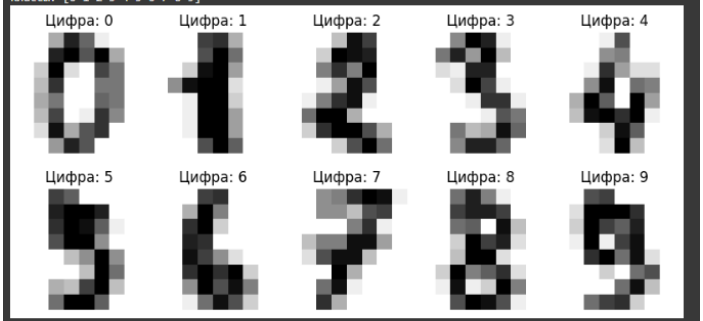
Вариант 4
• Digits
• Распознать, какая цифра (от 0 до 9) изображена на картинке 8x8 пикселей
• Задания:
1. Загрузите встроенный в scikit-learn набор данных digits;
2. Разделите данные на обучающую и тестовую выборки;
3. Обучите три модели (k-NN, Decision Tree, SVM) для многоклассовой классификации;
4. Для каждой модели выведите classification_report (sklearn.metrics), содержащий основные метрики для каждого класса;
5. Сравните общую точность моделей и определите, какая из них лучше всего подходит для этой задачи.

```
# 1. Загружаем датасет digits
from sklearn.datasets import load_digits
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
from sklearn.svm import SVC
from sklearn.metrics import classification_report, accuracy_score
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np

print("=== ЗАГРУЗКА ДАТАСЕТА DIGITS ===")
digits = load_digits()
X = digits.data  # данные (1797 изображений, каждое 8x8 = 64 пикселя)
y = digits.target  # метки (цифры от 0 до 9)

print(f"Размер данных: {X.shape}")
print(f"Размер меток: {y.shape}")
print(f"Классы: {np.unique(y)}")

# Покажем пример цифры
plt.figure(figsize=(8, 4))
for i in range(10):
    plt.subplot(2, 5, i + 1)
    plt.imshow(digits.images[i], cmap='binary')
    plt.title(f"Цифра: {digits.target[i]}")
    plt.axis('off')
plt.tight_layout()
plt.show()

# 2. Разделяем на обучающую и тестовую выборки
print("\n=== РАЗДЕЛЕНИЕ ДАННЫХ ===")
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
    X, y, test_size=0.2, random_state=42, stratify=y
)
print(f"Обучающая выборка: {X_train.shape[0]} примеров")
print(f"Тестовая выборка: {X_test.shape[0]} примеров")
```

```
# 3. Обучаем три модели
print("\n=== ОБУЧЕНИЕ МОДЕЛЕЙ ===")

models = {
    'k-NN': KNeighborsClassifier(n_neighbors=3),
    'Decision Tree': DecisionTreeClassifier(random_state=42, max_depth=10),
    'SVM': SVC(random_state=42, kernel='rbf')
}

# Словарь для хранения результатов
results = {}

# 4. Обучение и оценка для каждой модели
for name, model in models.items():
    print(f"\n{'='*60}")
    print(f"МОДЕЛЬ: {name}")
    print(f"{'='*60}")

    # Обучение модели
    model.fit(X_train, y_train)

    # Предсказания на тестовой выборке
    y_pred = model.predict(X_test)

    # Сохраняем результаты
    results[name] = {
        'model': model,
        'predictions': y_pred,
        'accuracy': accuracy_score(y_test, y_pred)
    }

    # Classification report для каждой модели
    print(f"ОТЧЕТ ПО КЛАССИФИКАЦИИ ДЛЯ {name}:")
    print(classification_report(y_test, y_pred, digits=4))
    print(f"ОБЩАЯ ТОЧНОСТЬ: {results[name]['accuracy']:.4f}")

# 5. Сравнение моделей
print(f"\n{'='*70}")
print("СРАВНЕНИЕ МОДЕЛЕЙ")
print(f"{'='*70}")

# Сортируем модели по точности
sorted_results = sorted(results.items(), key=lambda x: x[1]['accuracy'], reverse=True)

print("РЕЙТИНГ МОДЕЛЕЙ ПО ТОЧНОСТИ:")
for i, (name, result) in enumerate(sorted_results, 1):
    print(f"{i}. {name}: {result['accuracy']:.4f}")

# Определяем лучшую модель
best_model_name, best_result = sorted_results[0]
print(f"\n🎯 ЛУЧШАЯ МОДЕЛЬ: {best_model_name} с точностью
{best_result['accuracy']:.4f}")

# Демонстрация работы лучшей модели на нескольких примерах
print(f"\n=== ДЕМОНСТРАЦИЯ РАБОТЫ ЛУЧШЕЙ МОДЕЛИ ({best_model_name}) ===")

best_model = best_result['model']

# Берем несколько случайных примеров из тестовой выборки
np.random.seed(42)
sample_indices = np.random.choice(len(X_test), 5, replace=False)

plt.figure(figsize=(12, 3))
for i, idx in enumerate(sample_indices):
    # Берем пример из тестовой выборки
```

```
    test_image = X_test[idx].reshape(8, 8)
    true_label = y_test[idx]

    # Предсказываем цифру
    predicted_label = best_model.predict([X_test[idx]])[0]

    # Визуализируем
    plt.subplot(1, 5, i + 1)
    plt.imshow(test_image, cmap='binary')
    plt.title(f"Истина: {true_label}\nПредсказано: {predicted_label}",
              color='green' if true_label == predicted_label else 'red')
    plt.axis('off')

plt.tight_layout()
plt.show()

# Анализ ошибок
print("\n=== АНАЛИЗ ОШИБОК ===")
wrong_predictions = []
for i in range(len(X_test)):
    if y_test[i] != results[best_model_name]['predictions'][i]:
        wrong_predictions.append({
            'index': i,
            'true': y_test[i],
            'predicted': results[best_model_name]['predictions'][i]
        })

print(f"Количество ошибок у лучшей модели: {len(wrong_predictions)}")
print(f"Точность: {(1 - len(wrong_predictions)/len(X_test)):.4f}")

if wrong_predictions:
    print("\nПримеры ошибок:")
    for i, error in enumerate(wrong_predictions[:3]):
        print(f"  Пример {error['index']}: истинная цифра {error['true']}, предсказана
{error['predicted']}")
```

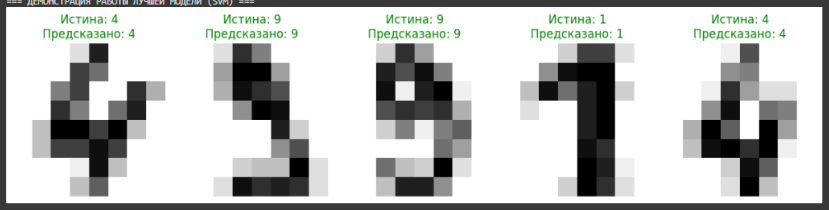
```
=== ЗАГРУЗКА ДАТАСЕТА DIGITS ===
Размер данных: (1797, 64)
Размер меток: (1797,)
Классы: [0 1 2 3 4 5 6 7 8 9]
```




```
=== РАЗДЕЛЕНИЕ ДАННЫХ ===
Обучающая выборка: 1437 примеров
Тестовая выборка: 360 примеров

=== ОБУЧЕНИЕ МОДЕЛЕЙ ===

============================================================
МОДЕЛЬ: k-NN
============================================================
ОТЧЕТ ПО КЛАССИФИКАЦИИ ДЛЯ k-NN:
              precision    recall  f1-score   support

           0     1.0000    1.0000    1.0000        36
           1     0.9231    1.0000    0.9600        36
           2     1.0000    1.0000    1.0000        35
           3     1.0000    1.0000    1.0000        37
           4     0.9730    1.0000    0.9863        36
           5     1.0000    1.0000    1.0000        37
           6     1.0000    1.0000    1.0000        36
           7     1.0000    1.0000    1.0000        36
```

```
           8     0.9697    0.9143    0.9412        35
           9     1.0000    0.9444    0.9714        36

    accuracy                         0.9861       360
   macro avg     0.9866    0.9859    0.9859       360
weighted avg     0.9867    0.9861    0.9861       360

ОБЩАЯ ТОЧНОСТЬ: 0.9861

============================================================
МОДЕЛЬ: Decision Tree
============================================================
ОТЧЕТ ПО КЛАССИФИКАЦИИ ДЛЯ Decision Tree:
              precision    recall  f1-score   support

           0     0.9444    0.9444    0.9444        36
           1     0.6579    0.6944    0.6757        36
           2     0.9333    0.8000    0.8615        35
           3     0.7895    0.8108    0.8000        37
           4     0.8571    0.8333    0.8451        36
           5     0.8750    0.9459    0.9091        37
           6     0.8571    0.8333    0.8451        36
           7     0.8108    0.8333    0.8219        36
           8     0.6316    0.6857    0.6575        35
           9     0.7879    0.7222    0.7536        36

    accuracy                         0.8111       360
   macro avg     0.8145    0.8104    0.8114       360
weighted avg     0.8147    0.8111    0.8119       360

ОБЩАЯ ТОЧНОСТЬ: 0.8111

============================================================
МОДЕЛЬ: SVM
============================================================
ОТЧЕТ ПО КЛАССИФИКАЦИИ ДЛЯ SVM:
              precision    recall  f1-score   support

           0     1.0000    1.0000    1.0000        36
           1     0.9474    1.0000    0.9730        36
           2     1.0000    1.0000    1.0000        35
           3     1.0000    1.0000    1.0000        37
           4     1.0000    1.0000    1.0000        36
           5     1.0000    1.0000    1.0000        37
           6     1.0000    1.0000    1.0000        36
           7     0.9730    1.0000    0.9863        36
           8     1.0000    0.9429    0.9706        35
           9     1.0000    0.9722    0.9859        36
```

```
    accuracy                         0.9917       360
   macro avg     0.9920    0.9915    0.9916       360
weighted avg     0.9920    0.9917    0.9917       360

ОБЩАЯ ТОЧНОСТЬ: 0.9917

======================================================================
СРАВНЕНИЕ МОДЕЛЕЙ
======================================================================
РЕЙТИНГ МОДЕЛЕЙ ПО ТОЧНОСТИ:
1. SVM: 0.9917
2. k-NN: 0.9861
3. Decision Tree: 0.8111

🎯 ЛУЧШАЯ МОДЕЛЬ: SVM с точностью 0.9917

=== ДЕМОНСТРАЦИЯ РАБОТЫ ЛУЧШЕЙ МОДЕЛИ (SVM) ===
```




```
=== АНАЛИЗ ОШИБОК ===
Количество ошибок у лучшей модели: 3
Точность: 0.9917

Примеры ошибок:
  Пример 51: истинная цифра 8, предсказана 1
  Пример 93: истинная цифра 9, предсказана 7
  Пример 127: истинная цифра 8, предсказана 1
```

Вывод: на практике сравнил работу нескольких алгоритмов классификации, таких как метод k-ближайших соседей (k-NN), деревья решений и метод опорных векторов (SVM). Научился подбирать гиперпараметры моделей и оценивать их влияние на результат.