

# 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

# Лабораторна робота №4

# Аналіз текстів з використанням мови Python

Тема: Класифікація текстових даних

Варіант: 1

| Виконав              | Перевірив:     |
|----------------------|----------------|
| студент групи ІП-11: | Тимофєєва Ю. С |
| Панченко С. В.       |                |

# 3MICT

| 1 I | Мета лабораторної роботи    | 6  |
|-----|-----------------------------|----|
| 23  | Завдання                    | 7  |
| 3 I | Виконання                   | 8  |
|     | 3.1 Створення моделі TD-IDF | 8  |
|     | 3.2 KNN                     | 12 |
|     | 3.3 Logistic Regression.    | 14 |
|     | 3.4 Random Forest.          | 16 |
|     | 3.5 SVM                     | 17 |
|     | 3.6 Naive Bayes.            | 17 |
|     | 3.7 Порівняння результатів  | 19 |
| 4 1 | Висновок                    | 21 |

# 1 МЕТА ЛАБОРАТОРНОЇ РОБОТИ

Ознайомитись з класифікацією документів за допомогою моделей машинного навчання.

# 2 ЗАВДАННЯ

Створити програму, яка зчитує заданий набір даних, виконує попередню обробку та класифікацію документів відповідно до варіанту. Якщо недостатньо ресурсів для роботи з повним набором даних, можна виділити частину, але таким чином, щоб були присутні усі класи.

# Варіант 1.

Файл bbc-news-data.csv. В якості текстової моделі використати TD-IDF. Виконати класифікацію за допомогою алгоритмів наївний байєсів класифікатор та опорні вектори, порівняти їх точність. Спробувати покращити модель наївний байєсів класифікатор за допомогою GridSearchCV.

## 3 ВИКОНАННЯ

## 3.1 Створення моделі TD-IDF.

Для початку імпортуємо модулі та зчитаємо файл.



Рисунок 3.1 - Зчитування файлу

Видалимо колонки 'filename' та 'title', щоб класифікувати модуль лише за категоріями.

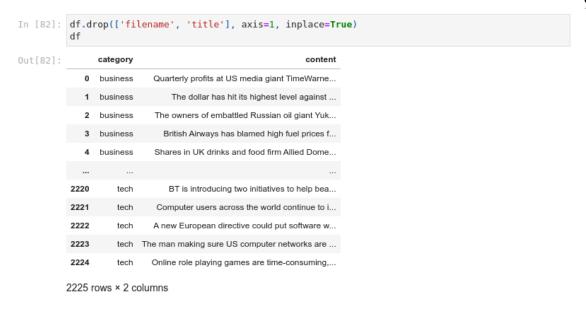


Рисунок 3.2 - Видалення колонок 'filename' та 'title'

Перетворимо категоріальні змінні у числові за допомогою класу LabelEncoder з модуля sklearn.preprocessing.



Рисунок 3.3 - Перетворення категоріальних змінних в числові

Видалимо порожні документи, якщо вони  $\epsilon$ .

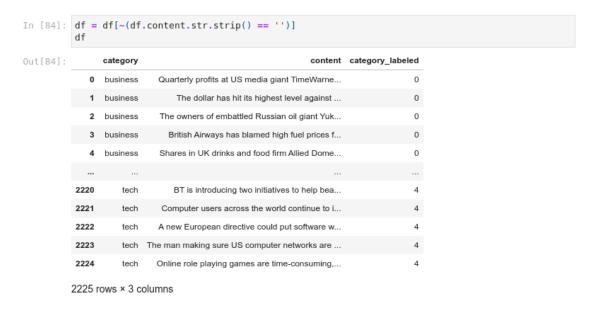


Рисунок 3.4 - Видалення порожніх документів

Визначимо стоп-слова англійської мови.

```
In [85]: wpt = nltk.WordPunctTokenizer()
    stop_words = nltk.corpus.stopwords.words('english')
```

Рисунок 3.5 - Стоп-слова

Визначимо функцію, що виконує попередню обробку документу. Застосуємо декоратор пр. vectorize для того, щоб функція могла працювати з корпусами.



Рисунок 3.6 - Обробка документів

У результаті попередньої обробки деякі документи могли стати порожніми. Тому потрібно це перевірити.

Рисунок 3.7 - Перевірка на присутність пустих значень

Видалимо пусті значення.

Рисунок 3.8 - Видалення пустих значень

Розділимо дані на навчальні та тестові, отримаємо чотири масиви: документи для навчання, документи для тестування, мітки для навчання, мітки для тестування.

Рисунок 3.9 - Розділення даних на навчальні та тестові

Використаємо TF-IDF модель для представлення тексту у векторному вигляді.

```
In [90]: from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer
tv = TfidfVectorizer(use_idf=True, min_df=0.0, max_df=1.0)
x_train = tv.fit_transform(x_train)
x_test = tv.transform(x_test)
```

Рисунок 3.10 - TF-IDF модель

#### 3.2 KNN

Оберемо декілька методів класифікації: KNN, Logistic Regression, SVC, Random Forest, Naive Bayes, Gridient Boosting.

Зберігатимемо результати тестування моделей у списку results.

```
In [91]: results = []
```

Рисунок 3.11 - Список результатів

Для виконання роботи методу KNN імпортуємо sklearn.neighbors.KNeighborsClassifier та sklearn.model\_selection.GridSearchCV.

```
In [92]: from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
from sklearn.model_selection import GridSearchCV
```

Рисунок 3.12 - Імпортування модулів

Визначимо, які варіанти параметрів найкраще вирішують дану задачу.

Рисунок 3.13 - Визначення найкращого параметра

Натренуємо модель з найкращим параметром.

Рисунок 3.14 - Тренування моделі K-Nearest Neighbors

Визначимо точність моделі на тренувальних та тестових даних.

```
In [95]: train_score = round(knn.score(x_train, y_train), 5)
    test_score = round(knn.score(x_test, y_test), 5)
    results.append({'method': 'knn', 'score': train_score, 'type': 'train'})
    results.append({'method': 'knn', 'score': test_score, 'type': 'test'})
    print(f'Train accuracy: {train_score}')
    print(f'Test accuracy: {test_score}')

Train accuracy: 0.95954
Test accuracy: 0.95659
```

Рисунок 3.15 - Точність моделі K-Nearest Neighbors

## 3.3 Logistic Regression

Для виконання роботи методу Logistic Regression імпортуємо sklearn.linear\_model.LogisticRegression. Визначимо найкращі параметри моделі, передавши в неї параметри регуляризації.

```
In [96]: from sklearn.linear_model import LogisticRegression
         logisticRegr = LogisticRegression()
         c = np.logspace(-4, 4, 60)
         penalty = ['l1', 'l2']
         params = dict(C=c, penalty=penalty)
         log_reg = GridSearchCV(logisticRegr, params, cv=10, verbose=1)
         log_reg.fit(x_train, y_train)
         Fitting 10 folds for each of 120 candidates, totalling 1200 fits
         /usr/local/lib/python3.10/dist-packages/sklearn/linear_model/_logistic.py:458: Convergence
         Warning: lbfgs failed to converge (status=1):
         STOP: TOTAL NO. of ITERATIONS REACHED LIMIT.
         Increase the number of iterations (max iter) or scale the data as shown in:
             https://scikit-learn.org/stable/modules/preprocessing.html
         Please also refer to the documentation for alternative solver options:
             https://scikit-learn.org/stable/modules/linear_model.html#logistic-regression
           n_iter_i = _check_optimize_result(
         /usr/local/lib/python3.10/dist-packages/sklearn/linear_model/_logistic.py:458: Convergence
         Warning: lbfgs failed to converge (status=1):
         STOP: TOTAL NO. of ITERATIONS REACHED LIMIT.
         Increase the number of iterations (max_iter) or scale the data as shown in:
             https://scikit-learn.org/stable/modules/preprocessing.html
         Please also refer to the documentation for alternative solver options:
             https://scikit-learn.org/stable/modules/linear_model.html#logistic-regression
           n_iter_i = _check_optimize_result(
         /usr/local/lib/python3.10/dist-packages/sklearn/linear model/ logistic.py:458: Convergence
         Warning: lbfgs failed to converge (status=1):
         STOP: TOTAL NO. of ITERATIONS REACHED LIMIT.
         Increase the number of iterations (max_iter) or scale the data as shown in:
             https://scikit-learn.org/stable/modules/preprocessing.html
         Please also refer to the documentation for alternative solver options:
             https://scikit-learn.org/stable/modules/linear_model.html#logistic-regression
           n_iter_i = _check_optimize_result(
         /usr/local/lib/python3.10/dist-packages/sklearn/linear_model/_logistic.py:458: Convergence
         Warning: lbfgs failed to converge (status=1):
         STOP: TOTAL NO. of ITERATIONS REACHED LIMIT.
         Increase the number of iterations (max_iter) or scale the data as shown in:
             https://scikit-learn.org/stable/modules/preprocessing.html
         Please also refer to the documentation for alternative solver options:
            https://scikit-learn.org/stable/modules/linear_model.html#logistic-regression
           n_iter_i = _check_optimize_result(
         usr/local/lib/python3.10/dist-packages/sklearn/linear_model/_logistic.py:458: Convergence/
         Warning: lbfgs failed to converge (status=1):
         STOP: TOTAL NO. of ITERATIONS REACHED LIMIT.
         Increase the number of iterations (max iter) or scale the data as shown in:
             https://scikit-learn.org/stable/modules/preprocessing.html
         Please also refer to the documentation for alternative solver options:
             https://scikit-learn.org/stable/modules/linear\_model.html \#logistic-regression
           n_iter_i = _check_optimize_result(
         /usr/local/lib/python3.10/dist-packages/sklearn/linear_model/_logistic.py:458: Convergence
         Warning: lbfgs failed to converge (status=1):
         STOP: TOTAL NO. of ITERATIONS REACHED LIMIT.
         Increase the number of iterations (max_iter) or scale the data as shown in:
             https://scikit-learn.org/stable/modules/preprocessing.html
         Please also refer to the documentation for alternative solver options:
            https://scikit-learn.org/stable/modules/linear model.html#logistic-regression
           n_iter_i = _check_optimize_result(
         usr/local/lib/python3.10/dist-packages/sklearn/linear_model/_logistic.py:458: Convergence/
         Warning: lbfgs failed to converge (status=1):
         STOP: TOTAL NO. of ITERATIONS REACHED LIMIT.
         Increase the number of iterations (max_iter) or scale the data as shown in:
             https://scikit-learn.org/stable/modules/preprocessing.html
         Please also refer to the documentation for alternative solver options:
             https://scikit-learn.org/stable/modules/linear_model.html#logistic-regression
           n iter i = check optimize result(
         usr/local/lib/python3.10/dist-packages/sklearn/linear_model/_logistic.py:458: Convergence/
         Warning: lbfgs failed to converge (status=1):
         STOP: TOTAL NO. of ITERATIONS REACHED LIMIT.
         Increase the number of iterations (max_iter) or scale the data as shown in:
             https://scikit-learn.org/stable/modules/preprocessing.html
         Please also refer to the documentation for alternative solver options:
            https://scikit-learn.org/stable/modules/linear_model.html#logistic-regression
           n iter i = check optimize result(
         /usr/local/lib/python3.10/dist-packages/sklearn/linear_model/_logistic.py:458: Convergence
         Warning: lbfgs failed to converge (status=1):
         STOP: TOTAL NO. of ITERATIONS REACHED LIMIT.
```

### Рисунок 3.16 - Тренування моделі Logistic Regression

Визначимо точність моделі на тренувальних та тестових даних.

```
In [97]: train_score = round(log_reg.score(x_train, y_train), 5)
    test_score = round(log_reg.score(x_test, y_test), 5)
    results.append({'method': 'logress', 'score': train_score, 'type': 'train'})
    results.append({'method': 'logress', 'score': test_score, 'type': 'test'})
    print(f'Train accuracy: {train_score}')
    print(f'Test accuracy: {test_score}')

Train accuracy: 1.0
Test accuracy: 0.97754
```

Рисунок 3.17 - Точність моделі Logistic Regression

#### 3.4 Random Forest

Для виконання роботи методу Random Forest імпортуємо sklearn.ensemble.RandomForestClassifier. Визначимо найкращі параметри для моделі. У випадку Random Forest параметри включають кількість дерев рішень та кількість характеристик, які враховуються кожним деревом під час поділу вузла і використовуються для поділу кожного вузла, отриманого під час навчання. Імпортуємо sklearn.model\_selection.RandomizedSearchCV.

```
In [98]: from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier

# Kinbkictb gepes
n_estimators = [int(x) for x in np.linspace(start = 10, stop = 300, num = 60)]
params = {'n_estimators': n_estimators}
rf = RandomForestClassifier()
rf_random = GridSearchCV(rf, param_grid=params, cv=3, n_jobs=5)
rf_random.fit(x_train, y_train)

Out[98]: GridSearchCV

▶ estimator: RandomForestClassifier

▶ RandomForestClassifier
```

Рисунок 3.18 - Тренування моделі Random Forest

Визначимо точність моделі на тренувальних та тестових даних.

```
In [99]: train_score = round(rf_random.score(x_train, y_train), 5)
    test_score = round(rf_random.score(x_test, y_test), 5)
    results.append({'method': 'rf', 'score': train_score, 'type': 'train'})
    results.append({'method': 'rf', 'score': test_score, 'type': 'test'})
    print(f'Train accuracy: {train_score}')
    print(f'Test accuracy: {test_score}')

Train accuracy: 1.0
    Test accuracy: 0.9476
```

Рисунок 3.19 - Точність моделі Random Forest

#### 3.5 SVM

Для виконання роботи методу SVM імпортуємо sklearn.svm.SVC.

Рисунок 3.20 - Тренування моделі SVM

Визначимо точність моделі на тренувальних та тестових даних.

```
In [101...
    train_score = round(svc_model.score(x_train, y_train), 5)
    test_score = round(svc_model.score(x_test, y_test), 5)
    results.append({'method': 'svm', 'score': train_score, 'type': 'train'})
    results.append({'method': 'svm', 'score': test_score, 'type': 'test'})
    print(f'Train accuracy: {train_score}')
    print(f'Test accuracy: {test_score}')

Train accuracy: 1.0
Test accuracy: 0.97904
```

Рисунок 3.21 - Точність моделі SVM

# 3.6 Naive Bayes

Для використання алгоритму імпортуємо клас MultinomialNB з модуля

```
In [102... from sklearn.naive_bayes import MultinomialNB
         params = {'alpha': np.linspace(0, 1, 10),
                    'fit_prior': [True, False]}
         mnb = MultinomialNB()
         mnb = GridSearchCV(mnb, param_grid=params, cv=3, n_jobs=5)
         mnb.fit(x_train, y_train)
         /usr/local/lib/python3.10/dist-packages/sklearn/naive_bayes.py:629: FutureWarning: The def
         ault value for `force_alpha` will change to `True` in 1.4. To suppress this warning, manua
         lly set the value of `force_alpha`.
           warnings.warn(
         /usr/local/lib/python3.10/dist-packages/sklearn/naive bayes.py:635: UserWarning: alpha too
         small will result in numeric errors, setting alpha = 1.0e-10. Use `force alpha=True` to ke
         ep alpha unchanged.
           warnings.warn(
         /usr/local/lib/python3.10/dist-packages/sklearn/naive_bayes.py:629: FutureWarning: The def
         ault value for `force_alpha` will change to `True` in 1.4. To suppress this warning, manua lly set the value of `force_alpha`.
           warnings.warn(
         /usr/local/lib/python3.10/dist-packages/sklearn/naive_bayes.py:635: UserWarning: alpha too
         small will result in numeric errors, setting alpha = 1.0e-10. Use `force_alpha=True` to ke
         ep alpha unchanged.
           warnings.warn(
         /usr/local/lib/python3.10/dist-packages/sklearn/naive_bayes.py:629: FutureWarning: The def
         ault value for `force_alpha` will change to `True` in 1.4. To suppress this warning, manua
         lly set the value of `force_alpha`.
           warnings.warn(
         /usr/local/lib/python3.10/dist-packages/sklearn/naive_bayes.py:629: FutureWarning: The def
         ault value for `force_alpha` will change to `True` in 1.4. To suppress this warning, manua
         lly set the value of `force_alpha`.
           warnings.warn(
         /usr/local/lib/python3.10/dist-packages/sklearn/naive_bayes.py:635: UserWarning: alpha too
         small will result in numeric errors, setting alpha = 1.0e-10. Use `force_alpha=True` to ke
         ep alpha unchanged.
           warnings.warn(
         /usr/local/lib/python3.10/dist-packages/sklearn/naive bayes.py:635: UserWarning: alpha too
         small will result in numeric errors, setting alpha = 1.0e-10. Use `force_alpha=True` to ke
         ep alpha unchanged.
           warnings.warn(
         /usr/local/lib/python3.10/dist-packages/sklearn/naive_bayes.py:629: FutureWarning: The def
         ault value for `force_alpha` will change to `True` in 1.4. To suppress this warning, manua
         lly set the value of `force_alpha`.
           warnings.warn(
         /usr/local/lib/python3.10/dist-packages/sklearn/naive_bayes.py:635: UserWarning: alpha too
         small will result in numeric errors, setting alpha = 1.0e-10. Use `force_alpha=True` to ke
         ep alpha unchanged.
           warnings.warn(
         /usr/local/lib/python3.10/dist-packages/sklearn/naive_bayes.py:629: FutureWarning: The def
         ault value for `force_alpha` will change to `True` in 1.4. To suppress this warning, manua
         lly set the value of `force_alpha`.
           warnings.warn(
         /usr/local/lib/python3.10/dist-packages/sklearn/naive_bayes.py:635: UserWarning: alpha too
         small will result in numeric errors, setting alpha = 1.0e-10. Use `force_alpha=True` to ke
         ep alpha unchanged.
          warnings.warn(
Out[102]: |
                   GridSearchCV
           b estimator: MultinomialNB
                 ▶ MultinomialNB
```

Рисунок 3.22 - Тренування моделі Naive Bayes

Визначимо точність моделі на тренувальних та тестових даних.

```
In [118... train_score = round(mnb.score(x_train, y_train), 5)
    test_score = round(mnb.score(x_test, y_test), 5)
    results.append({'method': 'nb', 'score': train_score, 'type': 'train'})
    results.append({'method': 'nb', 'score': test_score, 'type': 'test'})
    print(f'Train accuracy: {train_score}')
    print(f'Test accuracy: {test_score}')

Train accuracy: 0.99615
Test accuracy: 0.97156
```

Рисунок 3.23 - Точність моделі Naive Bayes

## 3.7 Порівняння результатів

Проаналізувавши окремо кожен із методів, проведемо порівняння даних методів.

|   | method  | score   | type  | • |
|---|---------|---------|-------|---|
| ) | knn     | 0.95954 | train |   |
|   | knn     | 0.95659 | test  |   |
|   | logress | 1.00000 | train |   |
|   | logress | 0.97754 | test  |   |
|   | rf      | 1.00000 | train |   |
|   | rf      | 0.94760 | test  |   |
| , | svm     | 1.00000 | train |   |
|   | svm     | 0.97904 | test  |   |
|   | nb      | 0.99615 | train |   |
|   | nb      | 0.97156 | test  |   |

Рисунок 3.24 - Датафрейм результатів

Для наочності побудуємо гістограму.

```
In [125...
import seaborn as sns
ax = sns.barplot(x='method', y='score', hue='type', data=df_score)
ax.set_ylim((df_score.score.min()-0.1,df_score.score.max()+0.05 ))
Out[125]: (0.8476, 1.05)
                   1.050
                                                                                                               type
                                                                                                                train
                   1.025
                                                                                                                  test
                   1.000
                   0.975
               score
                   0.950
                   0.925
                   0.900
                   0.875
                   0.850
                                    knn
                                                    logress
                                                                                            svm
                                                                       method
```

Рисунок 3.25 - Результати моделей

## 4 ВИСНОВОК

Під час виконання даної лабораторної роботи я ознайомитись з класифікацією документів за допомогою моделей машинного навчання.

Для початку я обробив набір даних: перетворив категоріальні змінні до числових, нормалізував тексти документів, використав TD-IDF модель для представлення тексту у векторному вигляді.

Після цього використав більше алгоритмів ніж було прописано у завданні, як-от: KNN, Logistic Regression, Random Forest, SVM, Naive Bayes.

Під час тренування моделей використовував GridSearch для підбору найкращих гіперпараметрів.

У результаті отримав, що на як на тестових, так і тренувальних даних SVM показала себе найкраще, однак до неї близько підібралися Logistic Regression та Naive Bayes. KNN гірше відпрацював на обох наборах ніж перші три, а Random Forest — найгірше на тестовому.