PK₂

Костян Алина Алексеевна И5-23М

Номер по списку группы - 10

Тема: Методы обработки текстов.

Решение задачи классификации текстов.

Необходимо решить задачу классификации текстов на основе любого выбранного Вами датасета (кроме примера, который рассматривался в лекции). Классификация может быть бинарной или многоклассовой. Целевой признак из выбранного Вами датасета может иметь любой физический смысл, примером является задача анализа тональности текста.

Необходимо сформировать два варианта векторизации признаков - на основе CountVectorizer и на основе TfidfVectorizer.

В качестве классификаторов необходимо использовать два классификатора по варианту для Вашей группы:

ИУ5-21M - LinearSVC, Multinomial Naive Bayes (MNB)

```
In [12]:
          import numpy as np
          import pandas as pd
          from typing import Dict, Tuple
          from sklearn.feature extraction.text import CountVectorizer, TfidfVectorizer
          from sklearn.model selection import GridSearchCV, RandomizedSearchCV
          from sklearn.metrics import accuracy_score, balanced_accuracy_score
          from sklearn.metrics import precision score, recall score, f1 score, classific
          from sklearn.metrics import confusion matrix
          from sklearn.model selection import cross val score
          from sklearn.pipeline import Pipeline
          from sklearn.metrics import mean absolute error, mean squared error, mean squ
          from sklearn.metrics import roc curve, roc auc score
          from sklearn.naive bayes import MultinomialNB
          from sklearn.svm import LinearSVC
          import seaborn as sns
          from collections import Counter
          from sklearn.datasets import fetch 20newsgroups
          import matplotlib.pyplot as plt
          %matplotlib inline
          sns.set(style="ticks")
In [13]:
          categories = ["rec.motorcycles", "rec.sport.baseball", "sci.electronics", "sci
          newsgroups = fetch 20newsgroups(subset='train', categories=categories)
          data = newsgroups['data']
```

```
Вычисление метрики accuracy для каждого класса
              y true - истинные значения классов
              y pred - предсказанные значения классов
              Возвращает словарь: ключ - метка класса,
              значение - Accuracy для данного класса
              # Для удобства фильтрации сформируем Pandas DataFrame
              d = {'t': y_true, 'p': y_pred}
              df = pd.DataFrame(data=d)
              # Метки классов
              classes = np.unique(y true)
              # Результирующий словарь
              res = dict()
              # Перебор меток классов
              for c in classes:
                  # отфильтруем данные, которые соответствуют
                  # текущей метке класса в истинных значениях
                  temp data flt = df[df['t']==c]
                  # pacчem accuracy для заданной метки класса
                  temp acc = accuracy score(
                      temp data flt['t'].values,
                      temp_data_flt['p'].values)
                  # сохранение результата в словарь
                  res[c] = temp acc
              return res
         def print_accuracy_score_for_classes(
              y true: np.ndarray,
              y_pred: np.ndarray):
              Вывод метрики accuracy для каждого класса
              accs = accuracy score for classes(y true, y pred)
              if len(accs)>0:
                  print('Meтка \t Accuracy')
              for i in accs:
                  print('{} \t {}'.format(i, accs[i]))
In [4]:
         vocabVect = CountVectorizer()
         vocabVect.fit(data)
         corpusVocab = vocabVect.vocabulary_
         print('Количество сформированных признаков - {}'.format(len(corpusVocab)))
         Количество сформированных признаков - 33448
In [5]:
         for i in list(corpusVocab)[1:10]:
              print('{}={}'.format(i, corpusVocab[i]))
        nrmendel=22213
         unix=31462
        amherst=5287
        edu=12444
        nathaniel=21624
        mendel1=20477
        subject=29220
        re=25369
         bike=6898
In [6]:
         test_features = vocabVect.transform(data)
         test features
Out[6]: <2380x33448 sparse matrix of type '<class 'numpy.int64'>'
```

Out[6]: <2380x33448 sparse matrix of type '<class 'numpy.int64'>'
with 335176 stored elements in Compressed Sparse Row format>

```
In [7]:
          # Размер нулевой строки
          len(test features.todense()[0].getA1())
 Out[7]: 33448
 In [8]:
          vocabVect.get feature names()[100:120]
 Out[8]: ['01810',
          '01830',
          '018801285',
          '019',
          '02',
          '020'
          '0200'
          '020347',
          '0205',
          '020533',
          '020555',
          '020646',
          '02086551',
          '02115',
          '02118',
          '02138',
          '02139',
          '02142',
          '02154',
          '0216'1
 In [9]:
          def VectorizeAndClassify(vectorizers list, classifiers list):
              for v in vectorizers_list:
                  for c in classifiers list:
                      pipeline1 = Pipeline([("vectorizer", v), ("classifier", c)])
                      score = cross val score(pipeline1, newsgroups['data'], newsgroups
                      print('Векторизация - {}'.format(v))
                      print('Модель для классификации - {}'.format(c))
                      print('Accuracy = {}'.format(score))
                      print('======')
In [14]:
          vectorizers list = [CountVectorizer(vocabulary = corpusVocab), TfidfVectorize
          classifiers list = [LinearSVC(), MultinomialNB()]
          VectorizeAndClassify(vectorizers list, classifiers list)
         Векторизация - CountVectorizer(vocabulary={'00': 0, '000': 1, '0000': 2, '000000
         0004': 3,
                                      '0000000005': 4, '0000000667': 5, '0000001200': 6,
                                      '0001': 7, '00014': 8, '0002': 9, '0003': 10,
                                      '0005111312': 11, '0005111312nalem': 12,
                                      '00072': 13, '000851': 14, '000rpm': 15,
                                      '000th': 16, '001': 17, '0010': 18, '001004': 19,
                                      '0011': 20, '001211': 21, '0013': 22, '001642': 2
         3,
                                      '001813': 24, '002': 25, '002222': 26,
                                      '002251w': 27, '0023': 28, '002937': 29, ...})
         Модель для классификации - LinearSVC()
         Accuracy = 0.9453742497059174
         _____
         Векторизация - CountVectorizer(vocabulary={'00': 0, '000': 1, '0000': 2, '000000
         0004': 3,
                                      '0000000005': 4, '0000000667': 5, '0000001200': 6,
                                      '0001': 7, '00014': 8, '0002': 9, '0003': 10,
                                      '0005111312': 11, '0005111312na1em': 12,
                                      '00072': 13, '000851': 14, '000rpm': 15,
```

```
'000th': 16, '001': 17, '0010': 18, '001004': 19,
                               '0011': 20, '001211': 21, '0013': 22, '001642': 2
3,
                               '001813': 24, '002': 25, '002222': 26, '002251w': 27, '0023': 28, '002937': 29, ...})
Модель для классификации - MultinomialNB()
Accuracy = 0.9747904364702481
______
Векторизация - TfidfVectorizer(vocabulary={'00': 0, '000': 1, '0000': 2, '000000
0004': 3,
                               '0000000005': 4, '0000000667': 5, '0000001200': 6, '0001': 7, '00014': 8, '0002': 9, '0003': 10,
                               '0005111312': 11, '0005111312na1em': 12,
                               '00072': 13, '000851': 14, '000rpm': 15, '000th': 16, '001': 17, '0010': 18, '001004': 19,
                               '0011': 20, '001211': 21, '0013': 22, '001642': 2
3,
                               '001813': 24, '002': 25, '002222': 26, '002251w': 27, '0023': 28, '002937': 29, ...})
Модель для классификации - LinearSVC()
Accuracy = 0.9731101165424162
Векторизация - TfidfVectorizer(vocabulary={'00': 0, '000': 1, '0000': 2, '000000
0004': 3,
                               '0000000005': 4, '0000000667': 5, '0000001200': 6,
                               '0001': 7, '00014': 8, '0002': 9, '0003': 10,
                               '0005111312': 11, '0005111312nalem': 12,
                               '00072': 13, '000851': 14, '000rpm': 15,
                               '000th': 16, '001': 17, '0010': 18, '001004': 19,
                               '0011': 20, '001211': 21, '0013': 22, '001642': 2
3,
                               '001813': 24, '002': 25, '002222': 26,
                               '002251w': 27, '0023': 28, '002937': 29, ...})
Модель для классификации - MultinomialNB()
Accuracy = 0.9722710153812272
_____
```

Лучшую точность показал LinearSVC и MultinomialNB (Точность составила 97,5%)

```
In [ ]:
```