1. Решаемая задача.

Применить 3-4 классификатора библиотеки scikit-learn для классификации документов, имеющихся в полученном файле.

2. Перечень классов документов.

13 классов:

автомобиль

здоровье

культура

наука

недвижимость

политика

происшествие

реклама

семья

спорт

страна

техника

экономика

3. Число документов в каждом классе.

Класс автомобиль

: 249

Класс здоровье

: 157

Класс культура

: 358

Класс наука

: 227

Класс недвижимость

: 98

Класс политика

: 600

Класс происшествие

: 436

Класс реклама

: 94

```
Класс семья
: 101
Класс спорт
: 373
Класс страна
: 146
Класс техника
```

: 289

Класс экономика

: 272

4. Порядок предварительной обработки корпуса. *Подготовка набора данных*.

Вариант токенизации:

· приводим в нижний регистр;

```
#делаем все слова нижнего регистра
a = [x.lower() for x in dataset]
```

- · иностранные слова заменяем на FRGN;
- · элементы с цифрами заменяем на NUMB;

```
# иностранные слова заменяем на FRGN; элементы с цифрами заменяем на NUMB
b = []
n = len(a)
for i in range (n):
    b.append(a[i].split(" "))
    for j in range (0, len(b[i])):
        if (re.search('[a-z]', b[i][j])):
            b[i][j]= "frgn"#"FRGN"
        if (re.search('[0-9]', b[i][j])):
            b[i][j]= "numb"#"NUMB"
b[i]=" ".join(b[i])
```

удаляем знаки препинания;

```
out = []
for x in b:
    out.append (re.sub(r'[^\w\s]','', x))

dataset = out
```

Лемматизация русских слов. Её цель - сокращение словаря;

```
# лемматизация

# Заменяет слова леммами

def to_normal_form(morph, s):

    s2 = s.split() # Список слов предложения s
    s = ''
    for w in s2:
        w = morph.parse(w)[0].normal_form
        s += (' ' + w)
    return s.lstrip()

morph = pymorphy2.MorphAnalyzer()

for i in range (len(dataset)):
    dataset[i]=to_normal_form(morph, dataset[i])

print (dataset)
```

разделение данных и меток в разные файлы (x.txt, y.txt).

```
dataset = out
#извлекаем метки
print("-----")
y_data = []
n = len (dataset)
for i in range (n):
   y_words = dataset[i].split(" ")
   y_data.append(y_words[0])
#print("Разбиение предложения по словам y_words", y_words,"\n")
print("Метки y_label, \n", y_data, "\n")
#извлекаем предложения без меток
print("-----")
x_{data} = []
n = len (dataset)
for i in range (n):
   ind_begin = dataset[i].index(" ")
   ind_begin +=1
   x_data.append(dataset[i][ind_begin:])
print("Предложения без меток: \n", x_data, "\n")
f_x = open("f_x.txt", "w")
f_y = open("f_y.txt", "w")
np.savetxt(f_x, x_data, fmt='%s')
np.savetxt(f_y, y_data, fmt='%s')
f_x.close()
f_y.close()
```

Лемматизация — это приведение словоформы к лемме, или нормальной форме.

В русском языке леммами считаются следующие морфологические формы:

- имя существительное в именительном падеже и единственном числе;
- имя прилагательное в именительном падеже, единственном числе, мужского рода;
- глагол, причастие, деепричастие глагол несовершенного вида в инфинитиве.

5. Размер словаря корпуса до и после предварительной обработки.

До:

После: 34707

6. Примененные классификаторы и их параметры.

SGDClassifier.

```
from sklearn.linear_model import SGDClassifier
doc_clf = SGDClassifier(loss = 'hinge', max_iter = 1000, tol = 1e-3)

start_time = time.time()

#print(y_trn)
doc_clf.fit(x_trn, y_trn) # Обучение классификатора
end_time = time.time() - start_time
print("Время выполнения : {:.8f} секунд " .format(end_time) )
print('Оценка точности классификации')
score = doc_clf.score(x_vl, y_vl)
print('Точность на проверочном множестве:', round(score, 4))
score = doc_clf.score(x_trn, y_trn)
print('Точность на обучающем множестве:', round(score, 4))
```

Время выполнения: 36.82605052 секунд Оценка точности классификации Точность на проверочном множестве: 0.8279 Точность на обучающем множестве: 0.9901

```
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
    doc_clf = LogisticRegression(solver = 'lbfgs', # newton-cg
                                max_iter = 500, multi_class = 'auto')
    start_time = time.time()
    #print(y_trn)
    doc_clf.fit(x_trn, y_trn) # Обучение классификатора
    end_time = time.time() - start_time
    print("Время выполнения : {:.8f} секунд " .format(end_time) )
    print('Оценка точности классификации')
    score = doc_clf.score(x_vl, y_vl)
    print('Точность на проверочном множестве:', round(score, 4))
    score = doc_clf.score(x_trn, y_trn)
    print('Точность на обучающем множестве:', round(score, 4))
  Время выполнения : 156.43311954 секунд
  Оценка точности классификации
  Точность на проверочном множестве: 0.8926
  Точность на обучающем множестве: 1.0
  from sklearn.svm import SVC
  doc_clf_svc = SVC()
  #doc_clf = SGDClassifier(loss = 'hinge', max_iter = 1000, tol = 1e-3)
  start_time = time.time()
  #print(y_trn)
  doc_clf_svc.fit(x_trn, y_trn) # Обучение классификатора
  end_time = time.time() - start_time
  print("Время выполнения : {:.8f} секунд " .format(end_time) )
  print('Оценка точности классификации')
  score = doc_clf_svc.score(x_vl, y_vl)
  print('Точность на проверочном множестве:', round(score, 4))
  score = doc_clf_svc.score(x_trn, y_trn)
  print('Точность на обучающем множестве:', round(score, 4))
Время выполнения : 451.74127626 секунд
Оценка точности классификации
Точность на проверочном множестве: 0.6956
Точность на обучающем множестве: 0.8081
```

7. Точность классификации документов обучающего и проверочного множеств (общая и по классам).

SGDClassifier:

Время выполнения: 41.59354258 секунд

Оценка точности классификации

Точность на проверочном множестве: 0.7926

Точность на обучающем множестве: 0.9728

Время выполнения : 41.59354258 секунд

Оценка точности классификации

Точность на проверочном множестве: 0.7926 Точность на обучающем множестве: 0.9728

Точность на обучающем множестве: 0.9728						
	precision	recall	f1-score	support		
автомобиль						
0.9750	0.7647	0.8571	51			
здоровье						
0.3729	0.8800	0.5238	25			
культура						
0.6860	0.9077	0.7815	65			
наука						
0.9630	0.9455	0.9541	55			
недвижимость						
0.6500	0.5652	0.6047	23			
политика						
0.9279	0.8729	0.8996	118			
происшествие						
	0.9247	0.9149	93			
реклама						
0.7143	0.2381	0.3571	21			
семья						
0.7692	0.7143	0.7407	14			
спорт						
	0.8143	0.8976	70			
страна						
0.3333	0.0541	0.0930	37			
техника						
0.5833	0.8305	0.6853	59			
экономика						
0.8750	0.8571	0.8660	49			
			. 700-			
accuracy		0.7007	0.7926	680		
_			0.7058			
weighted avg	0.8098	0.7926	0.7827	680		

SVC:

Точность на проверочном множестве: 0.6956 Точность на обучающем множестве: 0.8081

Logistic Regression

Время выполнения: 157.71556211 секунд

Оценка точности классификации

Точность на проверочном множестве: 0.8324

Точность на обучающем множестве: 1.0

Время выполнения : 157.71556211 секунд

Оценка точности классификации

Точность на проверочном множестве: 0.8324 Точность на обучающем множестве: 1.0

ргесision recall f1-score support автомобиль 0.9535 0.8039 0.8723 51 здоровье 0.6176 0.8400 0.7119 25 культура 0.7160 0.8923 0.7945 65 наука 0.8814 0.9455 0.9123 55 недвижимость 0.6842 0.5652 0.6190 23 политика 0.9211 0.8898 0.9052 118 происшествие 0.9072 0.9462 0.9263 93	TOURDCIB HA OU				support
0.9535 0.8039 0.8723 51 здоровье 0.6176 0.8400 0.7119 25 культура 0.7160 0.8923 0.7945 65 наука 0.8814 0.9455 0.9123 55 недвижимость 0.6842 0.5652 0.6190 23 политика 0.9211 0.8898 0.9052 118 происшествие 0.9072 0.9462 0.9263 93		precision	Lecall	11-30016	support
0.9535 0.8039 0.8723 51 здоровье 0.6176 0.8400 0.7119 25 культура 0.7160 0.8923 0.7945 65 наука 0.8814 0.9455 0.9123 55 недвижимость 0.6842 0.5652 0.6190 23 политика 0.9211 0.8898 0.9052 118 происшествие 0.9072 0.9462 0.9263 93	автомобиль				
здоровье 0.6176 0.8400 0.7119 25 культура 0.7160 0.8923 0.7945 65 наука 0.8814 0.9455 0.9123 55 недвижимость 0.6842 0.5652 0.6190 23 политика 0.9211 0.8898 0.9052 118 происшествие 0.9072 0.9462 0.9263 93		0 8039	0 8723	51	
0.6176 0.8400 0.7119 25 культура 0.7160 0.8923 0.7945 65 наука 0.8814 0.9455 0.9123 55 недвижимость 0.6842 0.5652 0.6190 23 политика 0.9211 0.8898 0.9052 118 происшествие 0.9072 0.9462 0.9263 93		0.0055	0.0723	21	
культура 0.7160 0.8923 0.7945 65 наука 0.8814 0.9455 0.9123 55 недвижимость 0.6842 0.5652 0.6190 23 политика 0.9211 0.8898 0.9052 118 происшествие 0.9072 0.9462 0.9263 93		0.8400	0.7119	25	
0.7160 0.8923 0.7945 65 наука 0.8814 0.9455 0.9123 55 недвижимость 0.6842 0.5652 0.6190 23 политика 0.9211 0.8898 0.9052 118 происшествие 0.9072 0.9462 0.9263 93					
наука 0.8814 0.9455 0.9123 55 недвижимость 0.6842 0.5652 0.6190 23 политика 0.9211 0.8898 0.9052 118 происшествие 0.9072 0.9462 0.9263 93		0.8923	0.7945	65	
0.8814 0.9455 0.9123 55 недвижимость 0.6842 0.5652 0.6190 23 политика 0.9211 0.8898 0.9052 118 происшествие 0.9072 0.9462 0.9263 93					
0.6842 0.5652 0.6190 23 политика 0.9211 0.8898 0.9052 118 происшествие 0.9072 0.9462 0.9263 93		0.9455	0.9123	55	
политика 0.9211 0.8898 0.9052 118 происшествие 0.9072 0.9462 0.9263 93	недвижимость				
0.9211 0.8898 0.9052 118 происшествие 0.9072 0.9462 0.9263 93	0.6842	0.5652	0.6190	23	
происшествие 0.9072 0.9462 0.9263 93	политика				
0.9072 0.9462 0.9263 93	0.9211	0.8898	0.9052	118	
	происшествие				
	0.9072	0.9462	0.9263	93	
•	реклама				
0.5000 0.3333 0.4000 21		0.3333	0.4000	21	
Семья					
0.7059 0.8571 0.7742 14		0.8571	0.7742	14	
спорт					
0.9701 0.9286 0.9489 70		0.9286	0.9489	70	
страна					
0.6000 0.3243 0.4211 37		0.3243	0.4211	3/	
техника 0.7576 0.8475 0.8000 59		0.0475	0 8000		
0.7570 0.6475 0.6000 59 ЭКОНОМИКА		0.04/5	0.0000	29	
0.8571 0.8571 0.8571 49		0 8571	0 8571	49	
0.03/1 0.03/1 0.03/1 45	0.03/1	0.03/1	0.03/1	45	
accuracy 0.8324 680	accuracy			0.8324	689
macro avg 0.7748 0.7716 0.7648 680		0.7748	0.7716		
weighted avg 0.8310 0.8324 0.8261 680	_				

8. Время обучения каждого классификатора.

SGDClassifier:

Время выполнения: 41.59354258 секунд

SVC:

Время выполнения: 451.74127626 секунд

Logistic Regression

Время выполнения: 157.71556211 секунд