#### Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана

#### Факультет «Информатика и системы управления»

### Кафедра ИУ5 «Системы обработки информации и управления

# Рубежный контроль 2

### Вариант №2

Выполнил:

студент группы ИУ5-25М

Ветошкин Артём

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.

Для каждого метода необходимо оценить качество классификации. Сделайте вывод о том, какой вариант векторизации признаков в паре с каким классификатором показал лучшее качество.

```
from sklearn.feature_extraction.text import CountVectorizer, TfidfVectorizer from sklearn.model_selection import train_test_split from sklearn.svm import SVC from sklearn.linear_model import LogisticRegression from sklearn.metrics import accuracy_score import pandas as pd import time

# Загрузка данных
```

# df.head(10)

df = pd.read\_csv('train\_40k.csv')

<b>→</b>		productId	Title	userId	Helpfulness	Score	Time	Text	Ca
	0	B000E46LYG	Golden Valley Natural Buffalo Jerky	A3MQDNGHDJU4MK	0/0	3.0	-1	The description and photo on this product need	groc gourr fc
	1	B000GRA6N8	Westing Game	unknown	0/0	5.0	860630400	This was a great book!!!! It is well thought t	to gan
	2	B000GRA6N8	Westing Game	unknown	0/0	5.0	883008000	I am a first year teacher, teaching 5th grade	to gan
	3	B000GRA6N8	Westing Game	unknown	0/0	5.0	897696000	I got the book at my bookfair at school lookin	to gan

Далее: Посмотреть рекомендованные графики

df.info()

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'> RangeIndex: 40000 entries, 0 to 39999 Data columns (total 10 columns): Non-Null Count Dtype # Column 0 productId 40000 non-null object Title 39984 non-null object 40000 non-null object userId Helpfulness 40000 non-null object Score 40000 non-null float64 Time 40000 non-null int64 Text 40000 non-null object

```
Cat1
                        40000 non-null object
          Cat2
                        40000 non-null object
          Cat3
                        40000 non-null object
     dtypes: float64(1), int64(1), object(8)
memory usage: 3.1+ MB
# проверим пропуски в данных и устраним их
na_mask = df.isna()
na_counts = na_mask.sum()
na_counts
\rightarrow productId
      Title
                     16
     userId
     Helpfulness
                      0
     Score
                      0
     Time
                      0
     Text
     Cat1
     Cat2
                      0
     Cat3
                      0
     dtype: int64
df.dropna(inplace=True)
na_mask = df.isna()
na_counts = na_mask.sum()
{\sf na\_counts}
→ productId
      Title
     userId
                     0
     Helpfulness
     Score
     Time
                     0
      Text
     Cat1
                     0
     Cat2
                     0
     Cat3
                     0
     dtype: int64
# Разделим набор данных на обучающую и тестувую выборки
X, Y = df['Text'], df['Cat2']
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, Y, test_size=0.2, random_state=42)
time_arr = []
# векторизация признаков с помощью CountVectorizer
count_vect = CountVectorizer()
X_train_counts = count_vect.fit_transform(X_train)
X_{\text{test\_counts}} = \text{count\_vect.transform}(X_{\text{test}})
# векторизация признаков с помощью TfidfVectorizer
tfidf_vect = TfidfVectorizer()
X_train_tfidf = tfidf_vect.fit_transform(X_train)
X_test_tfidf = tfidf_vect.transform(X_test)
# Произведем обучения вдух классификаторов (по варианту) для CountVectorizer
# SVC
gbc = SVC()
start_time = time.time()
\mathsf{gbc.fit}(\mathsf{X\_train\_counts},\ \mathsf{y\_train})
train_time = time.time() - start_time
{\tt time\_arr.append(train\_time)}
pred_gbc_counts = gbc.predict(X_test_counts)
\verb|print("Touhoctb" (CountVectorizer + SVC):", accuracy\_score(y\_test, pred\_gbc\_counts))| \\
# Logistic Regression
lr = LogisticRegression(max_iter=1000)
start_time = time.time()
lr.fit(X_train_counts, y_train)
train_time = time.time() - start_time
time_arr.append(train_time)
pred_lr_counts = lr.predict(X_test_counts)
print("Точность (CountVectorizer + LogisticRegression):", accuracy_score(y_test, pred_lr_counts))
Точность (CountVectorizer + SVC): 0.4666750031261723
     Точность (CountVectorizer + LogisticRegression): 0.5997248968363136
```

```
# Произведем обучения вдух классификаторов (по варианту) для TfidfVectorizer
# SVC
gbc = SVC()
start_time = time.time()
gbc.fit(X_train_tfidf, y_train)
train_time = time.time() - start_time
time_arr.append(train_time)
pred_gbc_tfidf = gbc.predict(X_test_tfidf)
print("Точность (TfidfVectorizer + LinearSVC):", accuracy_score(y_test, pred_gbc_tfidf))
# Logistic Regression
lr = LogisticRegression(max_iter=1000)
start_time = time.time()
lr.fit(X_train_tfidf, y_train)
train time = time.time() - start time
time_arr.append(train_time)
pred_lr_tfidf = lr.predict(X_test_tfidf)
print("Точность (TfidfVectorizer + LogisticRegression):", accuracy_score(y_test, pred_lr_tfidf))

→ Точность (TfidfVectorizer + LinearSVC): 0.6087282731024134

           Точность (TfidfVectorizer + LogisticRegression): 0.6222333375015631
from tabulate import tabulate
data = [
        ["(CountVectorizer + LogisticRegression)", accuracy\_score(y\_test, pred\_lr\_counts), time\_arr[0]], accuracy\_score(y\_test, pred\_lr\_counts), accuracy\_score(y\_te
        ["(CountVectorizer + LinearSVC)", accuracy_score(y_test, pred_gbc_counts), time_arr[1]],
        ["(TfidfVectorizer + LogisticRegression)", accuracy\_score(y\_test, pred\_lr\_tfidf), time\_arr[2]], \\
        ["(TfidfVectorizer + LinearSVC)", accuracy_score(y_test, pred_gbc_tfidf), time_arr[3]]
sorted_data = sorted(data, key=lambda x: x[1], reverse=True)
# Вывод отсортированных данных в виде таблицы
print(tabulate(sorted_data, ['Модели','Точность валидации', 'Время обучения'], tablefmt="grid"))
                                                                                               | Точность валидации | Время обучения |
               .
-----+
           | (TfidfVectorizer + LogisticRegression) |
                                                                                                                        0.622233
                                                                                                                                                                     1299.28
                                                                                             0.608728 | 159.232 |
           (TfidfVectorizer + LinearSVC)
           | (CountVectorizer + LogisticRegression) |
                                                                                                                            0.599725 |
                                                                                                                                                                    1005.25
                                                                                             i
           (CountVectorizer + LinearSVC)
                                                                                                                           0.466675
                                                                                                                                                                     510.494
```

Лучше всего показл себя TFIDF векторайзер в паре с логистической регрессиой