

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования

«Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана

(национальный исследовательский университет)» (МГТУ им. Н.Э. Баумана)

ФАКУЛЬТЕТ	Информатика, искусственный интеллект и системы управления
КАФЕДРА	Системы обработки информации и управления

ОТЧЁТ *К ЛАБОРАТОРНОЙ РАБОТЕ №5*

HA TEMY:

Предобработка и классификация текста

Студент: Громоздов Д.Р.

Группа: ИУ5-23М

Преподаватель: Гапанюк Ю.Е.

Цель лабораторной работы: изучение методов предобработки и классификации текстовых данных.

Задание:

- 1. Для произвольного предложения или текста решите следующие задачи:
 - > Токенизация.
 - > Частеречная разметка.
 - Лемматизация.
 - > Выделение (распознавание) именованных сущностей.
 - > Разбор предложения.
- 2. Для произвольного набора данных, предназначенного для классификации текстов, решите задачу классификации текста двумя способами:
 - > Способ 1. На основе CountVectorizer или TfidfVectorizer.
 - ➤ Способ 2. На основе моделей word2vec или Glove или fastText.
 - > Сравните качество полученных моделей.

```
from nltk import tokenize
Загрузим датасет с классификацией записей в сети Твиттер и предполагемой тональностью их содержимого:
In [2]: df_class = pd.read_csv('data/tweet_emotions.csv', sep=",")
      df_class.head()
Out[2]:
             tweet_id
                       sentiment
                                                                       content
          1956967341
       0
                                       @tiffanylue i know i was listenin to bad habi...
                           empty
          1956967666
                                     Layin n bed with a headache ughhhh...waitin o...
                         sadness
          1956967696
                                                Funeral ceremony...gloomy friday...
                         sadness
                                              wants to hang out with friends SOON!
          1956967789 enthusiasm
                                     @dannycastillo We want to trade with someone
          1956968416
                           neutral
\ln{[3]}: # выделим тестовое сообщение, с которым затем будем выполнять задачи предобработки текста
      test val = 100
      texts = df class['content']
      test_text = texts.iloc[test_val]
      test_text
Out[3]: First ever dropped call on my mobile. On a call to @Telstra no less! (being charged for data even though I have a data pack)'
Предобработка текста
Токенизация
In [4]: import nltk
      nltk.download('punkt')
[nltk_data] Downloading package punkt to
             C:\Users\Lenovo\AppData\Roaming\nltk_data...
[nltk data]
            Package punkt is already up-to-date!
Out[4]:True
Токенизация по предложениям:
In [7]: nltk_tk_sents = nltk.tokenize.sent_tokenize(test_text)
      print(len(nltk_tk_sents))
      nltk tk sents
Out[7]:['First ever dropped call on my mobile.',
       'On a call to @Telstra no less!',
       '( being charged for data even though I have a data pack )']
Токенизация по словам:
In [8]: nltk_tk_1 = nltk.WordPunctTokenizer()
      nltk_tk_1.tokenize(test_text)
Out[8]:['First',
       'ever',
```

In [1]: import pandas as pd

'dropped',
'call',
'on',
'my',
'mobile',

'On', 'a', 'call', 'to', '@', 'Telstra', 'no', 'less' '!', '(', 'being', 'charged', 'for', 'data', 'even', 'though', Ή, 'have', 'a', 'data', 'pack', ')']

Частеречная разметка In [5]: from spacy.lang.en import English import spacy nlp = spacy.load('en_core_web_sm') spacy_test = nlp(test_text) Просмотрим какие части речи присутсвуют в тестовом твите: In [14]: for token in spacy_test: print('{} - {} - {}'.format(token.text, token.pos_, token.dep_)) First - ADV - advmod ever - ADV - advmod dropped - VERB - ROOT call - NOUN - dobj on - ADP - prep my - PRON - poss mobile - NOUN - pobj . - PUNCT - punct On - ADP - prep a - DET - det call - NOUN - pobj to - ADP - prep @Telstra - PROPN - pobj no - ADV - neg less - ADJ - ROOT ! - PUNCT - punct (- PUNCT - punct being - AUX - auxpass charged - VERB - ROOT for - ADP - prep data - NOUN - pobj even - ADV - advmod though - SCONJ - mark I - PRON - nsubi have - VERB - advcl a - DET - det data - NOUN - compound

Лемматизация

8532415787641010193) 3842344029291005339)

In [15]: **for** token **in** spacy_test:

pack - NOUN - dobj - SPACE - dep) - PUNCT - punct

```
First 11860158879560853892 first
ever 6231102377460051108 ever
dropped 505665066430977685 drop
call 14229572451745258962 call
on 5640369432778651323 on
my 227504873216781231 my
mobile 13895322422246515550 mobile
. 12646065887601541794
On 5640369432778651323 on
a 11901859001352538922 a
call 14229572451745258962 call
to 3791531372978436496 to
@Telstra 14311364722520319565 @Telstra
no 13055779130471031426 no
less 589070940943333110 less
! 17494803046312582752 !
(12638816674900267446 (
being 10382539506755952630 be
charged 16743499924604303818 charge
for 16037325823156266367 for
data 8931270445620108520 datum
even 17339226045912991082 even
though 16680099953739830072 though
I 4690420944186131903 I
have 14692702688101715474 have
a 11901859001352538922 a
data 6645506661261177361 data
pack 11929990034961539164 pack
```

print(token, token.lemma, token.lemma_)

Выделение (распознавание) именованных сущностей

```
In [16]: for ent in spacy_test.ents:
          print(ent.text, ent.label_)
First ORDINAL
```

@Telstra PRODUCT

In [17]: print(spacy.explain("ORDINAL"))

"first", "second", etc.

In [18]: print(spacy.explain("PRODUCT"))

Objects, vehicles, foods, etc. (not services)

In [7]: from spacy import displacy

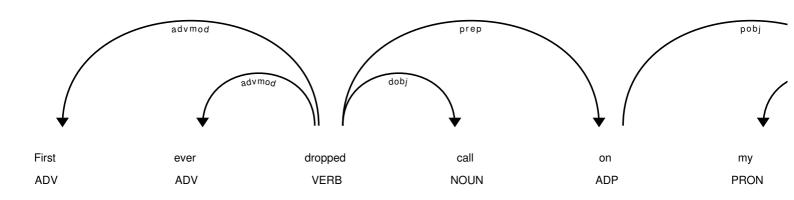
displacy.render(spacy_test, style='ent', jupyter=True)

First **ORDINAL** ever dropped call on my mobile. On a call to

@Telstra PRODUCT no less! (being charged for data even though I have a data pack)

Разбор предложения

In [8]: displacy.render(spacy_test, style='dep', jupyter=True)



Решение задачи классификации текста

In [23]: from sklearn.feature_extraction.text import CountVectorizer, TfidfVectorizer

from sklearn.svm import LinearSVC

from sklearn.naive bayes import MultinomialNB

from sklearn.model_selection import cross_val_score

Зададим целевую переменную -- тональность текста:

In [21]: target = df_class['sentiment'].values target

Out[21]:array(['empty', 'sadness', 'sadness', ..., 'love', 'happiness', 'love'], dtype=object)

Способ 1. CountVectorizer

In [24]: countv = CountVectorizer() countv_features = countv.fit_transform(df_class["content"]) countv_features

Out[24]:<40000x48212 sparse matrix of type '<class 'numpy.int64'>'

with 475946 stored elements in Compressed Sparse Row format>

In [26]: %%time

score count svc = cross val score(LinearSVC(), county features, target, scoring='accuracy', cv=3).mean()

print('Модель векторизации - Countvectorizer, \nMoдель классификации - LinearSVC, \n3начение accuracy = {}'.format(score_count_svc))

```
C:\Users\Lenovo\AppData\Local\Programs\Python\Python39\lib\site-packages\sklearn\svm\_base.py:1225: ConvergenceWarning: Liblinear failed to converge
. increase the number of iterations.
warnings.warn(
C:\Users\Lenovo\AppData\Local\Programs\Python\Python39\lib\site-packages\sklearn\svm\ base.py:1225: ConvergenceWarning: Liblinear failed to converge
, increase the number of iterations.
warnings.warn(
```

Модель векторизации - Countvectorizer, Модель классификации - LinearSVC 3начение ассигасу = 0.285875415971945CPU times: total: 1min 20s

Wall time: 1min 22s

Получаем достаточно плохой результат. Возможно это следствие особенности текстов в твиттере с ограничением на количество символов, что приводит к сильным сокращениям и искажениям слов. Вообще лексика неформального общения не совсем совпадает со стандартной.

Способ 2. word2vec

```
In [27]: import gensim
       from gensim.models import word2vec
In [28]: import re
       import pandas as pd
       import numpy as np
       from typing import Dict, Tuple
       from sklearn.metrics import accuracy_score, balanced_accuracy_score
       from sklearn.feature_extraction.text import CountVectorizer, TfidfVectorizer
       from sklearn.linear_model import LogisticRegression
       from sklearn.pipeline import Pipeline
       from nltk import WordPunctTokenizer
       from nltk.corpus import stopwords
       import nltk
       nltk.download('stopwords')
[nltk_data] Downloading package stopwords to
             C:\Users\Lenovo\AppData\Roaming\nltk data...
[nltk data]
            Unzipping corpora\stopwords.zip.
[nltk_data]
Out[28]:True
In [29]: #Подготовим корпус
       corpus = []
       stop_words = stopwords.words('english')
       tok = WordPunctTokenizer()
       for line in df_class['content'].values:
          line1 = line.strip().lower()
          line1 = re.sub("[^a-zA-Z]"," ", line1)
          text tok = tok.tokenize(line1)
          text_tok1 = [w for w in text_tok if not w in stop_words]
          corpus.append(text tok1)
In [30]: corpus[:5]
Out[30]:[['tiffanylue',
         'know'.
         'listenin'.
         'bad',
         'habit',
         'earlier'
         'started'.
         'freakin'
         'part'],
        ['layin', 'n', 'bed', 'headache', 'ughhhh', 'waitin', 'call'],
        ['funeral', 'ceremony', 'gloomy', 'friday'],
        ['wants', 'hang', 'friends', 'soon'],
        ['dannycastillo', 'want', 'trade', 'someone', 'houston', 'tickets', 'one']]
Обучаем модель word2vec на нашем корпусе
In [31]: %time model_dz = word2vec.Word2Vec(corpus, workers=4, min_count=10, window=10, sample=1e-3)
CPU times: total: 3.72 s
Wall time: 1.89 s
In [33]: # Проверим, что модель обучилась
        print(model_dz.wv.most_similar(positive=['find'], topn=5))
[('think', 0.9772072434425354), ('thought', 0.9757692813873291), ('something', 0.9742587804794312), ('mean', 0.9721935987472534), ('anyone', 0.970889
0914916992)]
In [37]: def sentiment(v, c):
          model = Pipeline(
             [("vectorizer", v),
             ("classifier", c)])
          model.fit(X_train, y_train)
          y_pred = model.predict(X_test)
          print_accuracy_score_for_classes(y_test, y_pred)
```

In [35]: class EmbeddingVectorizer(object):

```
Для текста усредним вектора входящих в него слов
          def __init__(self, model):
            self.model = model
            self.size = model.vector_size
          def fit(self, X, y):
            return self
          def transform(self, X):
            return np.array([np.mean(
               [self.model[w] for w in words if w in self.model]
               or [np.zeros(self.size)], axis=0)
               for words in X])
       def accuracy_score_for_classes(
          y_true: np.ndarray,
          y_pred: np.ndarray) -> Dict[int, float]:
          Вычисление метрики accuracy для каждого класса
          y_true - истинные значения классов
          у 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)
          # Резуль тирующий словарь
          res = dict()
          # Перебор ме т ок классов
          for c in classes:
            # от фильтруем данные, которые соответствуют
            # текущей метке класса в истинных значениях
            temp_data_flt = df[df['t']==c]
            # расчет ассигасу 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('Метка \t Accuracy')
          for i in accs:
            print('{} \t {}'.format(i, accs[i]))
In [36]: df_class.shape
Out[36]:(40000, 3)
In [41]: df_class.head()
Out[41]:
               tweet_id
                         sentiment
                                                                         content
         0 1956967341
                                         @tiffanylue i know i was listenin to bad habi...
                             empty
            1956967666
                           sadness
                                       Layin n bed with a headache ughhhh...waitin o...
            1956967696
                           sadness
                                                  Funeral ceremony...gloomy friday...
            1956967789
                       enthusiasm
                                                wants to hang out with friends SOON!
                                       @dannycastillo We want to trade with someone
           1956968416
                            neutral
\label{eq:local_local} In~[55]:~dz\_df = pd.concat([df\_class["content"],~df\_class["sentiment"]],~axis = 1)
```

In [56]: dz_df.head()

@tiffanylue i know i was listenin to bad habi... empty Layin n bed with a headache ughhhh...waitin o... 1 sadness 2 Funeral ceremony...gloomy friday... sadness 3 wants to hang out with friends SOON! enthusiasm @dannycastillo We want to trade with someone neutral In [59]: # Обучающая и тестовая выборки boundary = 1000X_train = corpus[:boundary] X_test = corpus[boundary:] y_train = dz_df.sentiment.values[:boundary] y_test = dz_df.sentiment.values[boundary:] In [61]: %%time sentiment(EmbeddingVectorizer(model_dz.wv), LogisticRegression(C=5.0)) C:\Users\Lenovo\AppData\Local\Programs\Python\Python39\lib\site-packages\sklearn\linear_model_logistic.py:444: ConvergenceWarning: lbfgs failed to con verge (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(Метка Accuracy anger 0.0 boredom 0.0 empty 0.0 enthusiasm 0.0 fun 0.0 happiness 0.02277992277992278 hate 0.0 love 0.0 neutral 0.33809353802213493 relief 0.0 sadness 0.2435454360642407 surprise 0.0009350163627863488 worry 0.5776526740912985 CPU times: total: 2.17 s Wall time: 1.96 s Результаты, полученные с помощью word2vec тоже не очень хоршие, скорее всего здесь нестандартность лексики ещё больше влияет на работу уже предобученной на более-менее формальных корпусах модели. Короткие неформальные сообщения скорее всего требуют немного других подходов.

content

sentiment

Out[56]:

In []: