```
Ввод [2]: ▶
```

```
import pandas as pd
from nltk import tokenize
```

Загрузим датасет с классификацией записей в сети Твиттер и предполагемой тональностью их содержимого:

```
Ввод [3]:
```

```
df_class = pd.read_csv('data/tweet_emotions.csv', sep=",")
df_class.head()
```

### Out[3]:

content	sentiment	tweet_id	
@tiffanylue i know i was listenin to bad habi	empty	1956967341	0
Layin n bed with a headache ughhhhwaitin o	sadness	1956967666	1
Funeral ceremonygloomy friday	sadness	1956967696	2
wants to hang out with friends SOON!	enthusiasm	1956967789	3
@dannycastillo We want to trade with someone w	neutral	1956968416	4

## Ввод [6]:

```
# 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[6]:

'First ever dropped call on my mobile. On a call to @Telstra no less! (bein g charged for data even though I have a data pack )'

# Предобработка текста

## Токенизация

```
H
Ввод [5]:
import nltk
nltk.download('punkt')
[nltk_data] Downloading package punkt to
[nltk_data]
                C:\Users\Lenovo\AppData\Roaming\nltk_data...
[nltk_data]
              Unzipping tokenizers\punkt.zip.
Out[5]:
True
Токенизация по предложениям:
Ввод [7]:
                                                                                           M
nltk_tk_sents = nltk.tokenize.sent_tokenize(test_text)
print(len(nltk_tk_sents))
nltk_tk_sents
3
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:

```
BBOД [8]:

nltk_tk_1 = nltk.WordPunctTokenizer()
nltk_tk_1.tokenize(test_text)

Out[8]:
['First',
```

```
'ever',
'dropped',
'call',
'on',
'my',
'mobile',
۱.',
'On',
'a',
'call',
'to',
'@',
'Telstra',
'no',
'less',
'!',
'(',
'being',
'charged',
'for',
'data',
'even',
'though',
'Ι',
'have',
'a',
'data',
'pack',
')']
```

# Частеречная разметка

```
BBOД [13]:
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:

```
Ввод [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 - nsubj
have - VERB - advcl
a - DET - det
data - NOUN - compound
pack - NOUN - dobj
  - SPACE - dep
) - PUNCT - punct
```

# Лемматизация

```
Ввод [15]:
for token in spacy_test:
     print(token, token.lemma, token.lemma_)
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
  8532415787641010193
) 3842344029291005339 )
Выделение (распознавание) именованных сущностей
Ввод [16]:
                                                                                        H
```

```
BBOД [16]:

for ent in spacy_test.ents:
    print(ent.text, ent.label_)

First ORDINAL
@Telstra PRODUCT

BBOД [17]:

print(spacy.explain("ORDINAL"))

"first", "second", etc.
```

```
BBOQ [18]:

print(spacy.explain("PRODUCT"))

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

BBOQ [19]:

from spacy import displacy displacy.render(spacy_test, style='ent', jupyter=True)
```

## Разбор предложения

(being charged for data even though I have a data pack)

```
Ввод [20]:

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

First ADV ever ADV dropped VERB call NOUN on ADP my PRON mobile. NOUN On ADP a DET call NOUN to ADP @Telstra PROPN no ADV less! ( ADJ being AUX charged VERB for ADP data NOUN even ADV though SCONJ I PRON have VERB a DET data NOUN pack NOUN ) SPACE advmod advmod dobj prep poss pobj prep det pobj prep pobj neg auxpass prep pobj advmod mark nsubj advcl det compound dobj dep

First **ORDINAL** ever dropped call on my mobile. On a call to @Telstra **PRODUCT** no less!

# Решение задачи классификации текста

```
Ввод [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:

Ввод [21]:

```
target = df_class['sentiment'].values
target
Out[21]:
array(['empty', 'sadness', 'sadness', ..., 'love', 'happiness', 'love'],
     dtype=object)
Способ 1. CountVectorizer
Ввод [24]:
countv = CountVectorizer()
countv_features = countv.fit_transform(df_class["content"])
county features
Out[24]:
<40000x48212 sparse matrix of type '<class 'numpy.int64'>'
       with 475946 stored elements in Compressed Sparse Row format>
Ввод [26]:
                                                                                         H
%%time
score_count_svc = cross_val_score(LinearSVC(), countv_features, target, scoring='accuracy',
print('Модель векторизации - Countvectorizer, \nMодель классификации - LinearSVC, \nЗначени
```

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

Модель векторизации - Countvectorizer,
Модель классификации - LinearSVC,
Значение accuracy = 0.285875415971945
```

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

CPU times: total: 1min 20s

Wall time: 1min 22s

Ввод [27]:

```
import gensim
from gensim.models import word2vec
```

```
Ввод [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')
```

#### Out[28]:

True

Ввод [29]:

```
# Πο∂≥οποβωм κορηγς
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)
```

```
Ввод [30]:
                                                                                            H
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
Ввод [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
Ввод [33]:
                                                                                            M
# Проверим, что модель обучилась
print(model_dz.wv.most_similar(positive=['find'], topn=5))
[('think', 0.9772072434425354), ('thought', 0.9757692813873291), ('somethin
g', 0.9742587804794312), ('mean', 0.9721935987472534), ('anyone', 0.97088909
14916992)]
Ввод [37]:
                                                                                            H
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)
```

Ввод [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
   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]
        # расчет ассиracy 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]))
```

```
Ввод [36]:
df_class.shape
Out[36]:
```

(40000, 3)

Ввод [41]:

```
df_class.head()
```

#### Out[41]:

content	sentiment	tweet_id	
@tiffanylue i know i was listenin to bad habi	empty	1956967341	0
Layin n bed with a headache ughhhhwaitin o	sadness	1956967666	1
Funeral ceremonygloomy friday	sadness	1956967696	2
wants to hang out with friends SOON!	enthusiasm	1956967789	3
@dannycastillo We want to trade with someone w	neutral	1956968416	4

Ввод [55]:

```
dz_df = pd.concat([df_class["content"], df_class["sentiment"]], axis = 1)
```

Ввод [56]:

```
dz_df.head()
```

## Out[56]:

	content	sentiment
0	@tiffanylue i know i was listenin to bad habi	empty
1	Layin n bed with a headache ughhhhwaitin o	sadness
2	Funeral ceremonygloomy friday	sadness
3	wants to hang out with friends SOON!	enthusiasm
4	@dannycastillo We want to trade with someone w	neutral

## Ввод [59]:

```
# Обучающая и тестовая выборки
boundary = 1000
X_train = corpus[:boundary]
X_test = corpus[boundary:]
y_train = dz_df.sentiment.values[:boundary]
y_test = dz_df.sentiment.values[boundary:]
```

gression)

```
BBOД [61]:

%%time
sentiment(EmbeddingVectorizer(model_dz.wv), LogisticRegression(C=5.0))
```

C:\Users\Lenovo\AppData\Local\Programs\Python\Python39\lib\site-packages\skl
earn\linear\_model\\_logistic.py:444: ConvergenceWarning: lbfgs failed to conv
erge (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 (https://scik
it-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-regre
ssion (https://scikit-learn.org/stable/modules/linear\_model.html#logistic-re

n\_iter\_i = \_check\_optimize\_result(

```
Accuracy
Метка
         0.0
anger
                 0.0
boredom
         0.0
empty
                 0.0
enthusiasm
fun
         0.0
                 0.02277992277992278
happiness
hate
         0.0
         0.0
love
neutral
                 0.33809353802213493
relief
         0.0
                 0.2435454360642407
sadness
surprise
                 0.0009350163627863488
         0.5776526740912985
worry
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.

Ввод [ ]:	M