Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана
Факультет «Информатика и системы управления»
Кафедра «Системы обработки информации и управления»

Лабораторная работа №5
по курсу «Методы машинного обучения»

«Предобработка и классификация текста»

ИСПОЛНИТЕЛЬ:

Ерохин И.А.
Группа ИУ5-24М

_____

"__"_____2022 г.

Москва 2022

In [39]:
```
text = 'Фотографирован утром. Счастливо лает «абыр», повторяя это слово громко и как б
text2 = 'Какая гадина, а ещё пролетарий. Господи, боже мой – как больно! До костей про
```

In [40]:
```
!pip install natasha
```

```
Looking in indexes: https://pypi.org/simple, https://us-python.pkg.dev/colab-wheels/pu
blic/simple/
Requirement already satisfied: natasha in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages (1.4.
0)
Requirement already satisfied: razdel>=0.5.0 in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages
(from natasha) (0.5.0)
Requirement already satisfied: pymorphy2 in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages (fr
om natasha) (0.9.1)
Requirement already satisfied: navec>=0.9.0 in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages
(from natasha) (0.10.0)
Requirement already satisfied: yargy>=0.14.0 in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages
(from natasha) (0.15.0)
Requirement already satisfied: ipymarkup>=0.8.0 in /usr/local/lib/python3.7/dist-packa
ges (from natasha) (0.9.0)
Requirement already satisfied: slovnet>=0.3.0 in /usr/local/lib/python3.7/dist-package
s (from natasha) (0.5.0)
Requirement already satisfied: intervaltree>=3 in /usr/local/lib/python3.7/dist-packag
es (from ipymarkup>=0.8.0->natasha) (3.1.0)
Requirement already satisfied: sortedcontainers<3.0,>=2.0 in /usr/local/lib/python3.7/
dist-packages (from intervaltree>=3->ipymarkup>=0.8.0->natasha) (2.4.0)
Requirement already satisfied: numpy in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from n
avec>=0.9.0->natasha) (1.21.6)
Requirement already satisfied: docopt>=0.6 in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages
(from pymorphy2->natasha) (0.6.2)
Requirement already satisfied: dawg-python>=0.7.1 in /usr/local/lib/python3.7/dist-pac
kages (from pymorphy2->natasha) (0.7.2)
Requirement already satisfied: pymorphy2-dicts-ru<3.0,>=2.4 in /usr/local/lib/python3.
7/dist-packages (from pymorphy2->natasha) (2.4.417127.4579844)
```

Задача токенизации

In [41]:
```
from razdel import tokenize, sentenize
```

In [42]:
```
n_tok_text = list(tokenize(text))
n_tok_text
```

Out[42]:
```
[Substring(0, 14, 'Фотографирован'),
 Substring(15, 20, 'утром'),
 Substring(20, 21, '.'),
 Substring(22, 31, 'Счастливо'),
 Substring(32, 36, 'лает'),
 Substring(37, 38, '«'),
 Substring(38, 42, 'абыр'),
 Substring(42, 43, '»'),
 Substring(43, 44, ','),
 Substring(45, 53, 'повторяя'),
 Substring(54, 57, 'это'),
 Substring(58, 63, 'слово'),
 Substring(64, 70, 'громко'),
 Substring(71, 72, 'и'),
 Substring(73, 76, 'как'),
 Substring(77, 79, 'бы'),
 Substring(80, 88, 'радостно'),
 Substring(88, 89, '.'),
 Substring(90, 91, 'В'),
 Substring(92, 93, '3'),
 Substring(94, 98, 'часа'),
 Substring(99, 102, 'дня'),
 Substring(103, 104, '('),
 Substring(104, 112, 'крупными'),
 Substring(113, 120, 'буквами'),
 Substring(120, 121, ')'),
 Substring(122, 131, 'засмеялся'),
 Substring(131, 132, ','),
 Substring(133, 139, 'вызвав'),
 Substring(140, 147, 'обморок'),
 Substring(148, 157, 'горничной'),
 Substring(158, 162, 'Зины'),
 Substring(162, 163, '.'),
 Substring(164, 171, 'Вечером'),
 Substring(172, 180, 'произнёс'),
 Substring(181, 182, '8'),
 Substring(183, 186, 'раз'),
 Substring(187, 193, 'подряд'),
 Substring(194, 199, 'слово'),
 Substring(200, 201, '«'),
 Substring(201, 210, 'абыр-валг'),
 Substring(210, 211, '»'),
 Substring(211, 212, ','),
 Substring(213, 214, '«'),
 Substring(214, 218, 'абыр'),
 Substring(218, 219, '»'),
 Substring(219, 220, '.')]
```

In [43]:
```
[_.text for _ in n_tok_text]
```

Out[43]:
```
['Фотографирован',
 'утром',
 '.',
 'Счастливо',
 'лает',
 '«',
 'абыр',
 '»',
 ',',
 'повторяя',
 'это',
 'слово',
 'громко',
 'и',
 'как',
 'бы',
 'радостно',
 '.',
 'В',
 '3',
 'часа',
 'дня',
 '(',
 'крупными',
 'буквами',
 ')',
 'засмеялся',
 ',',
 'вызвав',
 'обморок',
 'горничной',
 'Зины',
 '.',
 'Вечером',
 'произнёс',
 '8',
 'раз',
 'подряд',
 'слово',
 '«',
 'абыр-валг',
 '»',
 ',',
 '«',
 'абыр',
 '»',
 '.']
```

In [44]:
```
n_sen_text = list(sentenize(text))
n_sen_text
```

Out[44]:
```
[Substring(0, 21, 'Фотографирован утром.'),
 Substring(22,
           89,
           'Счастливо лает «абыр», повторяя это слово громко и как бы радостно.'),
 Substring(90,
           163,
           'В 3 часа дня (крупными буквами) засмеялся, вызвав обморок горничной Зин
ы.'),
 Substring(164,
           220,
           'Вечером произнёс 8 раз подряд слово «абыр-валг», «абыр».')]
```

In [45]:
```
[_.text for _ in n_sen_text], len([_.text for _ in n_sen_text])
```

Out[45]:
```
(['Фотографирован утром.',
  'Счастливо лает «абыр», повторяя это слово громко и как бы радостно.',
  'В 3 часа дня (крупными буквами) засмеялся, вызвав обморок горничной Зины.',
  'Вечером произнёс 8 раз подряд слово «абыр-валг», «абыр».'],
 4)
```

In [46]:
```
# Этот вариант токенизации нужен для последующей обработки
def n_sentenize(text):
    n_sen_chunk = []
    for sent in sentenize(text):
        tokens = [_.text for _ in tokenize(sent.text)]
        n_sen_chunk.append(tokens)
    return n_sen_chunk
```

In [47]:
```
n_sen_chunk = n_sentenize(text)
n_sen_chunk
```

Out[47]:
```
[['Фотографирован', 'утром', '.'],
 ['Счастливо',
  'лает',
  '«',
  'абыр',
  '»',
  ',',
  'повторяя',
  'это',
  'слово',
  'громко',
  'и',
  'как',
  'бы',
  'радостно',
  '.'],
 ['В',
  '3',
  'часа',
  'дня',
  '(',
  'крупными',
  'буквами',
  ')',
  'засмеялся',
  ',',
  'вызвав',
  'обморок',
  'горничной',
  'Зины',
  '.'],
 ['Вечером',
  'произнёс',
  '8',
  'раз',
  'подряд',
  'слово',
  '«',
  'абыр-валг',
  '»',
  ',',
  '«',
  'абыр',
  '»',
  '.']]
```

In [48]:
```
n_sen_chunk_2 = n_sentenize(text2)
n_sen_chunk_2
```

Out[48]:
```
[['Какая', 'гадина', ',', 'а', 'ещё', 'пролетарий', '.'],
 ['Господи', ',', 'боже', 'мой', '–', 'как', 'больно', '!'],
 ['До', 'костей', 'проело', 'кипяточком', '.'],
 ['Я',
  'теперь',
  'вою',
  ',',
  'вою',
  ',',
  'да',
  'разве',
  'воем',
  'поможешь',
  '.']]
```

Частеречная разметка

In [49]:
```
from navec import Navec
from slovnet import Morph
```

In [50]:
```
from google.colab import drive
drive.mount('/content/drive')
```

```
Drive already mounted at /content/drive; to attempt to forcibly remount, call drive.mo
unt("/content/drive", force_remount=True).
```

In [51]:
```
# https://github.com/natasha/navec#downloads
navec = Navec.load('/content/drive/MyDrive/Colab Notebooks/navec_news_v1_1B_250K_300d_
```

In [52]:
```
# https://github.com/natasha/slovnet#downloads
n_morph = Morph.load('/content/drive/MyDrive/Colab Notebooks/slovnet_ner_news_v1.tar',
```

In [53]:
```
morph_res = n_morph.navec(navec)
```

In [54]:
```
def print_pos(markup):
    for token in markup.tokens:
        print('{} - {}'.format(token.text, token.tag))
```

In [55]:
```
n_text_markup = list(_ for _ in n_morph.map(n_sen_chunk))
[print_pos(x) for x in n_text_markup]
```

```
Фотографирован - B-PER
утром - O
. - O
Счастливо - B-ORG
лает - O
« - O
абыр - O
» - O
, - O
повторяя - O
это - O
слово - O
громко - O
и - O
как - O
бы - O
радостно - O
. - O
В - O
3 - O
часа - O
дня - O
( - O
крупными - O
буквами - O
) - O
засмеялся - O
, - O
вызвав - O
обморок - O
горничной - O
Зины - B-PER
. - O
Вечером - O
произнёс - O
8 - O
раз - O
подряд - O
слово - O
« - O
абыр-валг - O
» - O
, - O
« - O
абыр - O
» - O
. - O
```

Out[55]:
```
[None, None, None, None]
```

In [56]:
```
n_text2_markup = list(n_morph.map(n_sen_chunk_2))
[print_pos(x) for x in n_text2_markup]
```

```
Какая - O
гадина - O
, - O
а - O
ещё - O
пролетарий - O
. - O
Господи - O
, - O
боже - O
мой - O
– - O
как - O
больно - O
! - O
До - O
костей - O
проело - O
кипяточком - O
. - O
Я - O
теперь - O
вою - O
, - O
вою - O
, - O
да - O
разве - O
воем - O
поможешь - O
. - O
```

Out[56]:
```
[None, None, None, None]
```

Лемматизация

In [57]:
```
from natasha import Doc, Segmenter, NewsEmbedding, NewsMorphTagger, MorphVocab
```

In [58]:
```
def n_lemmatize(text):
    emb = NewsEmbedding()
    morph_tagger = NewsMorphTagger(emb)
    segmenter = Segmenter()
    morph_vocab = MorphVocab()
    doc = Doc(text)
    doc.segment(segmenter)
    doc.tag_morph(morph_tagger)
    for token in doc.tokens:
        token.lemmatize(morph_vocab)
    return doc
```

In [59]:
```
n_doc = n_lemmatize(text)
{_.text: _.lemma for _ in n_doc.tokens}
```

Out[59]:
```
{'(': '(',
 ')': ')',
 ',': ',',
 '.': '.',
 '3': '3',
 '8': '8',
 '«': '«',
 '»': '»',
 'В': 'в',
 'Вечером': 'вечер',
 'Зины': 'зина',
 'Счастливо': 'счастливо',
 'Фотографирован': 'фотографировать',
 'абыр': 'абыр',
 'абыр-валг': 'абыр-валга',
 'буквами': 'буква',
 'бы': 'бы',
 'вызвав': 'вызвать',
 'горничной': 'горничный',
 'громко': 'громко',
 'дня': 'день',
 'засмеялся': 'засмеяться',
 'и': 'и',
 'как': 'как',
 'крупными': 'крупный',
 'лает': 'лаять',
 'обморок': 'обморок',
 'повторяя': 'повторять',
 'подряд': 'подряд',
 'произнёс': 'произнести',
 'радостно': 'радостно',
 'раз': 'раз',
 'слово': 'слово',
 'утром': 'утро',
 'часа': 'час',
 'это': 'это'}
```

In [60]:
```
n_doc2 = n_lemmatize(text2)
{_.text: _.lemma for _ in n_doc2.tokens}
```

Out[60]:
```
{'!': '!',
 ',': ',',
 '.': '.',
 'Господи': 'господь',
 'До': 'до',
 'Какая': 'какой',
 'Я': 'я',
 'а': 'а',
 'боже': 'бог',
 'больно': 'больно',
 'воем': 'вой',
 'вою': 'вой',
 'гадина': 'гадина',
 'да': 'да',
 'ещё': 'еще',
 'как': 'как',
 'кипяточком': 'кипяточек',
 'костей': 'кость',
 'мой': 'мой',
 'поможешь': 'помочь',
 'проело': 'проесть',
 'пролетарий': 'пролетарий',
 'разве': 'разве',
 'теперь': 'теперь',
 '–': '–'}
```

Выделение (распознавание) именованных сущностей

In [61]:
```
from slovnet import NER
from ipymarkup import show_span_ascii_markup as show_markup
```

In [62]:
```
ner = NER.load('/content/drive/MyDrive/Colab Notebooks/slovnet_ner_news_v1.tar')
```

In [63]:
```
ner_res = ner.navec(navec)
```

In [64]:
```
markup_ner = ner(text2)
markup_ner
```

Out[64]:
```
SpanMarkup(
    text='Какая гадина, а ещё пролетарий. Господи, боже мой – как больно! До костей пр
оело кипяточком. Я теперь вою, вою, да разве воем поможешь.',
    spans=[]
)
```

In [65]:
```
show_markup(markup_ner.text, markup_ner.spans)
```

```
Какая гадина, а ещё пролетарий. Господи, боже мой – как больно! До
костей проело кипяточком. Я теперь вою, вою, да разве воем поможешь.
```

Разбор предложения

In [66]:
```
from natasha import NewsSyntaxParser
```

In [67]:
```
emb = NewsEmbedding()
syntax_parser = NewsSyntaxParser(emb)
```

In [71]:
```
n_doc.parse_syntax(syntax_parser)
n_doc.sents[1].syntax.print()
```

```
Счастливо advmod
лает
«         punct
абыр      obl
»         punct
,         punct
повторяя  advcl
это       det
слово     obj
громко    advmod
и         cc
как       advmod
бы        fixed
радостно  advmod
.         punct
```

In [72]:
```
n_doc.parse_syntax(syntax_parser)
n_doc.sents[2].syntax.print()
```

```
В         case
3         nummod
часа      obl
дня       nmod
(         punct
крупными  amod
буквами   parataxis
)         punct
засмеялся
,         punct
вызвав    advcl
обморок   obj
горничной nmod
Зины      nmod
.         punct
```

In [73]:
```
n_doc.parse_syntax(syntax_parser)
n_doc.sents[3].syntax.print()
```

```
Вечером   obl
произнёс
8         nummod
раз       obl
подряд    advmod
слово     nsubj
«         punct
абыр-валг appos
»         punct
,         punct
«         punct
абыр      conj
»         punct
.         punct
```

In [74]:
```
n_doc2.parse_syntax(syntax_parser)
n_doc2.sents[0].syntax.print()
```

```
Какая      det
гадина
,          punct
а          cc
ещё        advmod
пролетарий conj
.          punct
```

In [75]:
```
n_doc2.parse_syntax(syntax_parser)
n_doc2.sents[1].syntax.print()
```

```
Господи parataxis
,       punct
боже
мой     nsubj
–       punct
как     advmod
больно  orphan
!       punct
```

In [76]:
```
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, classification_re
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_squared_log_
from sklearn.metrics import roc_curve, roc_auc_score
from sklearn.naive_bayes import MultinomialNB
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
from sklearn.svm import LinearSVC
from sklearn.model_selection import train_test_split
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")
```

Векторизация текста на основе модели "мешка слов"

In [77]:
```
categories = ["rec.sport.hockey", "sci.electronics", "sci.med"]
newsgroups = fetch_20newsgroups(subset='train', categories=categories)
data = newsgroups['data']
```

In [78]:
```
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 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('Метка \t Accuracy')
    for i in accs:
        print('{} \t {}'.format(i, accs[i]))
```

In [79]:
```
vocabVect = CountVectorizer()
vocabVect.fit(data)
corpusVocab = vocabVect.vocabulary_
print('Количество сформированных признаков - {}'.format(len(corpusVocab)))
```

```
Количество сформированных признаков - 29970
```

In [80]:
```
for i in list(corpusVocab)[1:10]:
    print('{}={}'.format(i, corpusVocab[i]))
```

```
carl=7229
sol1=25350
gps=13433
caltech=7081
edu=10976
lydick=17538
subject=26157
re=22713
krillean=16582
```

Использование класса CountVectorizer

In [81]:
```
test_features = vocabVect.transform(data)
test_features
```

Out[81]:
```
<1785x29970 sparse matrix of type '<class 'numpy.int64'>'
	with 266767 stored elements in Compressed Sparse Row format>
```

In [82]:
```
test_features.todense()
```

Out[82]:
```
matrix([[0, 0, 0, ..., 0, 0, 0],
        [0, 0, 0, ..., 0, 0, 0],
        [0, 0, 0, ..., 0, 0, 0],
        ...,
        [1, 0, 0, ..., 0, 0, 0],
        [0, 0, 0, ..., 0, 0, 0],
        [0, 0, 0, ..., 0, 0, 0]])
```

In [83]:
```
# Размер нулевой строки
len(test_features.todense()[0].getA1())
```

Out[83]:
```
29970
```

In [84]:
```
# Непустые значения нулевой строки
print([i for i in test_features.todense()[0].getA1() if i>0])
```

```
[1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 4, 3, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 2, 4, 1, 1, 6, 1, 1,
1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 2, 3, 6, 1, 3, 1, 1, 1, 6, 1, 1, 1, 4, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1,
2, 1, 1, 1, 1, 2, 1, 1, 1, 1, 5, 7, 1, 3, 1, 3, 1, 1, 1, 1, 1, 2, 2, 2, 1, 4, 1, 1, 1,
4, 6, 1, 1, 4, 1, 3, 1, 1, 2, 1, 2, 1, 2, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 2, 1, 2, 1, 1, 1, 1, 1, 1,
1, 5, 1, 2, 1, 1, 1, 1, 1, 6, 10, 1, 1, 1, 1, 8, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 2, 1, 1, 2, 1,
3, 1, 3, 1, 3, 1, 1, 1, 2, 1]
```

In [85]:
```
vocabVect.get_feature_names()[0:10]
```

```
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages/sklearn/utils/deprecation.py:87: FutureWarning:
Function get_feature_names is deprecated; get_feature_names is deprecated in 1.0 and w
ill be removed in 1.2. Please use get_feature_names_out instead.
  warnings.warn(msg, category=FutureWarning)
```

Out[85]:
```
['00',
 '000',
 '0000',
 '0000001200',
 '00014',
 '000256',
 '001',
 '0010',
 '001004',
 '001323']
```

Решение задачи анализа тональности текста на основе модели "мешка слов"

In [86]:
```
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['target
            print('Векторизация - {}'.format(v))
            print('Модель для классификации - {}'.format(c))
            print('Accuracy = {}'.format(score))
            print('===========================')
```

In [87]:
```
vectorizers_list = [CountVectorizer(vocabulary = corpusVocab)]
classifiers_list = [LogisticRegression(C=3.0), LinearSVC(), KNeighborsClassifier()]
VectorizeAndClassify(vectorizers_list, classifiers_list)
```

```
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages/sklearn/linear_model/_logistic.py:818: Converge
nceWarning: lbfgs failed to converge (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
  extra_warning_msg=_LOGISTIC_SOLVER_CONVERGENCE_MSG,
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages/sklearn/linear_model/_logistic.py:818: Converge
nceWarning: lbfgs failed to converge (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
  extra_warning_msg=_LOGISTIC_SOLVER_CONVERGENCE_MSG,
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages/sklearn/linear_model/_logistic.py:818: Converge
nceWarning: lbfgs failed to converge (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
  extra_warning_msg=_LOGISTIC_SOLVER_CONVERGENCE_MSG,
Векторизация - CountVectorizer(vocabulary={'00': 0, '000': 1, '0000': 2, '0000001200':
3,
                            '00014': 4, '000256': 5, '001': 6, '0010': 7,
                            '001004': 8, '001323': 9, '001642': 10, '00309': 11,
                            '003221': 12, '003258u19250': 13, '0033': 14,
                            '003800': 15, '004021809': 16, '004158': 17,
                            '004418': 18, '004627': 19, '005': 20, '00500': 21,
                            '005148': 22, '005150': 23, '005512': 24,
                            '0059': 25, '007': 26, '0078': 27, '008': 28,
                            '008561': 29, ...})
Модель для классификации - LogisticRegression(C=3.0)
Accuracy = 0.9523809523809524
===========================
Векторизация - CountVectorizer(vocabulary={'00': 0, '000': 1, '0000': 2, '0000001200':
3,
                            '00014': 4, '000256': 5, '001': 6, '0010': 7,
                            '001004': 8, '001323': 9, '001642': 10, '00309': 11,
                            '003221': 12, '003258u19250': 13, '0033': 14,
                            '003800': 15, '004021809': 16, '004158': 17,
                            '004418': 18, '004627': 19, '005': 20, '00500': 21,
                            '005148': 22, '005150': 23, '005512': 24,
                            '0059': 25, '007': 26, '0078': 27, '008': 28,
                            '008561': 29, ...})
Модель для классификации - LinearSVC()
Accuracy = 0.9546218487394958
===========================
Векторизация - CountVectorizer(vocabulary={'00': 0, '000': 1, '0000': 2, '0000001200':
3,
                            '00014': 4, '000256': 5, '001': 6, '0010': 7,
                            '001004': 8, '001323': 9, '001642': 10, '00309': 11,
                            '003221': 12, '003258u19250': 13, '0033': 14,
                            '003800': 15, '004021809': 16, '004158': 17,
                            '004418': 18, '004627': 19, '005': 20, '00500': 21,
                            '005148': 22, '005150': 23, '005512': 24,
                            '0059': 25, '007': 26, '0078': 27, '008': 28,
                            '008561': 29, ...})
Модель для классификации - KNeighborsClassifier()
Accuracy = 0.687955182072829
===========================
```

Разделим выборку на обучающую и тестовую и проверим решение для лучшей модели

In [88]:
```
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(newsgroups['data'], newsgroups['ta
```

In [89]:
```
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 [90]:
```
sentiment(CountVectorizer(), LinearSVC())
```

```
Метка    Accuracy
0        0.972972972972973
1        0.9084967320261438
2        0.9381443298969072
```

Работа с векторными представлениями слов с использованием word2vec

In [91]:
```
import gensim
from gensim.models import word2vec
```

In [101…
```
!wget https://rusvectores.org/static/models/rusvectores2/ruscorpora_mystem_cbow_300_2_

model_path = 'ruscorpora_mystem_cbow_300_2_2015.bin.gz'
```

```
--2022-06-01 01:55:35--  https://rusvectores.org/static/models/rusvectores2/ruscorpora
_mystem_cbow_300_2_2015.bin.gz
Resolving rusvectores.org (rusvectores.org)... 116.203.104.23
Connecting to rusvectores.org (rusvectores.org)|116.203.104.23|:443... connected.
HTTP request sent, awaiting response... 200 OK
Length: 317128925 (302M) [application/x-gzip]
Saving to: ‘ruscorpora_mystem_cbow_300_2_2015.bin.gz’

ruscorpora_mystem_c 100%[===================>] 302.44M  14.5MB/s    in 22s

2022-06-01 01:55:58 (13.6 MB/s) - ‘ruscorpora_mystem_cbow_300_2_2015.bin.gz’ saved [31
7128925/317128925]
```

In [102…
```
model = gensim.models.KeyedVectors.load_word2vec_format(model_path, binary=True)
```

In [106…
```
words = ['праздник_S', 'елка_S', 'берег_S']
```

In [107…
```
for word in words:
    if word in model:
        print('\nСЛОВО - {}'.format(word))
        print('5 ближайших соседей слова:')
        for word, sim in model.most_similar(positive=[word], topn=5):
            print('{} => {}'.format(word, sim))
    else:
        print('Слово "{}" не найдено в модели'.format(word))
```

```
СЛОВО - праздник_S
5 ближайших соседей слова:
празднество_S => 0.6205120086669922
пасха_S => 0.6122827529907227
рождество_S => 0.573152482509613
новоселье_S => 0.5594838261604309
торжество_S => 0.5508145093917847

СЛОВО - елка_S
5 ближайших соседей слова:
елочка_S => 0.5322768092155457
березка_S => 0.46430379152297974
праздник_S => 0.44470053911209106
дерево_S => 0.4445313811302185
обсвечкать_V => 0.42405015230178833

СЛОВО - берег_S
5 ближайших соседей слова:
отмель_S => 0.6397713422775269
устье_S => 0.6352767944335938
излучина_S => 0.5934935808181763
река_S => 0.5909562110900879
побережье_S => 0.5815446376800537
```

Находим близость между словами и строим аналогии

```
print(model.wv.most_similar(positive=["woman"], topn=5))
```

```
[('man', 0.8699243068695068), ('boy', 0.8094978928565979), ('teenager', 0.7168302536010742), ('teenage_girl', 0.6586930155754089), ('girl', 0.6537821292877197)]
```

```
print(model.wv.most_similar(positive=["woman", "king"], negative=["man"], topn=5))
```

```
[('queen', 0.7699430584907532), ('monarch', 0.6843380928039551), ('princess', 0.6755736470222473), ('crown_prince', 0.6320873498916626), ('prince', 0.6306695342063904)]
```

Обучим word2vec на наборе данных "fetch_20newsgroups"

```
import sklearn
import gensim
import logging
from sklearn.datasets import fetch_20newsgroups
from gensim.utils import simple_preprocess
from gensim.models.word2vec import Word2Vec
```

```
# Загрузка данных
data = fetch_20newsgroups(subset='train')
# Токенизация текстов
tokenized_texts = [simple_preprocess(text) for text in data.data]
# Настройка логирования
logging.basicConfig(format='%(asctime)s : %(levelname)s : %(message)s', level=logging.INFO)
```

```
# Обучение модели
model = Word2Vec(sentences=tokenized_texts, vector_size=100, window=5, min_count=5, workers=4)
```

```
2024-10-27 19:39:37,111 : INFO : collecting all words and their counts
2024-10-27 19:39:37,112 : INFO : PROGRESS: at sentence #0, processed 0 words, keeping 0 word types
2024-10-27 19:39:37,161 : INFO : PROGRESS: at sentence #10000, processed 1135905 words, keeping 51282 word types
2024-10-27 19:39:37,208 : INFO : collected 105982 word types from a corpus of 2108457 raw words and 18846 sentences
2024-10-27 19:39:37,209 : INFO : Creating a fresh vocabulary
2024-10-27 19:39:37,317 : INFO : Word2Vec lifecycle event {'msg': 'effective_min_count=5 retains 17005 unique words (16% of original 105982, drops 88977)', 'datetime': '2024-10-27T19:39:37.317284', 'gensim': '4.3.3', 'python': '3.12.7 (main, Oct  1 2024, 11:15:50) [GCC 13.3.0]', 'platform': 'Linux-6.1.85+-x86_64-with-glibc2.35', 'event': 'prepare_vocab'}
2024-10-27 19:39:37,318 : INFO : Word2Vec lifecycle event {'msg': 'effective_min_count=5 leaves 2060412 word corpus (97% of original 2108457, drops 48045)', 'datetime': '2024-10-27T19:39:37.318284', 'gensim': '4.3.3', 'python': '3.12.7 (main, Oct  1 2024, 11:15:50) [GCC 13.3.0]', 'platform': 'Linux-6.1.85+-x86_64-with-glibc2.35', 'event': 'prepare_vocab'}
2024-10-27 19:39:37,417 : INFO : deleting the raw counts dictionary of 105982 items
2024-10-27 19:39:37,419 : INFO : sample=0.001 downsamples 50 most-common words
2024-10-27 19:39:37,420 : INFO : Word2Vec lifecycle event {'msg': 'downsampling leaves estimated 1555134 word corpus (75.5% of prior 2060412)', 'datetime': '2024-10-27T19:39:37.420284', 'gensim': '4.3.3', 'python': '3.12.7 (main, Oct  1 2024, 11:15:50) [GCC 13.3.0]', 'platform': 'Linux-6.1.85+-x86_64-with-glibc2.35', 'event': 'prepare_vocab'}
2024-10-27 19:39:37,421 : INFO : estimated required memory for 17005 words and 100 dimensions: 22106500 bytes
2024-10-27 19:39:37,422 : INFO : resetting layer weights
2024-10-27 19:39:37,466 : INFO : Word2Vec lifecycle event {'msg': 'training model with 4 workers on 17005 vocabulary and 100 features, using sg=0 hs=0 sample=0.001 negative=5 window=5 shrink_windows=True', 'datetime': '2024-10-27T19:39:37.466284', 'gensim': '4.3.3', 'python': '3.12.7 (main, Oct  1 2024, 11:15:50) [GCC 13.3.0]', 'platform': 'Linux-6.1.85+-x86_64-with-glibc2.35', 'event': 'train'}
2024-10-27 19:39:38,475 : INFO : EPOCH 0 : training on 2108457 raw words (1555134 effective words) took 1.0s, 1548284 effective words/s
2024-10-27 19:39:39,484 : INFO : EPOCH 1 : training on 2108457 raw words (1555134 effective words) took 1.0s, 1548284 effective words/s
2024-10-27 19:39:40,494 : INFO : EPOCH 2 : training on 2108457 raw words (1555134 effective words) took 1.0s, 1548284 effective words/s
2024-10-27 19:39:41,503 : INFO : EPOCH 3 : training on 2108457 raw words (1555134 effective words) took 1.0s, 1548284 effective words/s
2024-10-27 19:39:42,512 : INFO : EPOCH 4 : training on 2108457 raw words (1555134 effective words) took 1.0s, 1548284 effective words/s
2024-10-27 19:39:43,521 : INFO : EPOCH 5 : training on 2108457 raw words (1555134 effective words) took 1.0s, 1548284 effective words/s
2024-10-27 19:39:44,530 : INFO : EPOCH 6 : training on 2108457 raw words (1555134 effective words) took 1.0s, 1548284 effective words/s
2024-10-27 19:39:45,539 : INFO : EPOCH 7 : training on 2108457 raw words (1555134 effective words) took 1.0s, 1548284 effective words/s
2024-10-27 19:39:46,548 : INFO : EPOCH 8 : training on 2108457 raw words (1555134 effective words) took 1.0s, 1548284 effective words/s
2024-10-27 19:39:47,557 : INFO : EPOCH 9 : training on 2108457 raw words (1555134 effective words) took 1.0s, 1548284 effective words/s
2024-10-27 19:39:47,558 : INFO : Word2Vec lifecycle event {'msg': 'training on 21084570 raw words (15551340 effective words) took 10.1s, 1548284 effective words/s', 'datetime': '2024-10-27T19:39:47.558284', 'gensim': '4.3.3', 'python': '3.12.7 (main, Oct  1 2024, 11:15:50) [GCC 13.3.0]', 'platform': 'Linux-6.1.85+-x86_64-with-glibc2.35', 'event': 'train'}
```

```
# Сохранение модели
model.save("word2vec_20newsgroups.model")
```

```
2024-10-27 19:39:47,562 : INFO : Word2Vec lifecycle event {'fname_or_handle': 'word2vec_20newsgroups.model', 'separately': 'None', 'sep_limit': 10485760, 'ignore': 'frozenset()', 'datetime': '2024-10-27T19:39:47.562284', 'gensim': '4.3.3', 'python': '3.12.7 (main, Oct  1 2024, 11:15:50) [GCC 13.3.0]', 'platform': 'Linux-6.1.85+-x86_64-with-glibc2.35', 'event': 'saving'}
2024-10-27 19:39:47,563 : INFO : not storing attribute cum_table
2024-10-27 19:39:47,597 : INFO : saved word2vec_20newsgroups.model
```

```
# Загрузка модели
model = Word2Vec.load("word2vec_20newsgroups.model")
```

```
2024-10-27 19:39:47,601 : INFO : loading Word2Vec object from word2vec_20newsgroups.model
2024-10-27 19:39:47,636 : INFO : Word2Vec lifecycle event {'fname': 'word2vec_20newsgroups.model', 'datetime': '2024-10-27T19:39:47.636284', 'gensim': '4.3.3', 'python': '3.12.7 (main, Oct  1 2024, 11:15:50) [GCC 13.3.0]', 'platform': 'Linux-6.1.85+-x86_64-with-glibc2.35', 'event': 'loading'}
2024-10-27 19:39:47,637 : INFO : loading wv recursively from word2vec_20newsgroups.model.wv with mmap=None
2024-10-27 19:39:47,638 : INFO : setting ignored attribute cum_table to None
2024-10-27 19:39:47,639 : INFO : Word2Vec lifecycle event {'msg': 'loaded', 'datetime': '2024-10-27T19:39:47.639284', 'gensim': '4.3.3', 'python': '3.12.7 (main, Oct  1 2024, 11:15:50) [GCC 13.3.0]', 'platform': 'Linux-6.1.85+-x86_64-with-glibc2.35', 'event': 'loaded'}
```

```
# Проверка модели
print(model.wv.most_similar("computer"))
```

```
2024-10-27 19:39:47,642 : INFO : precomputing L2-norms of word weight vectors
[('computers', 0.7139506340026855), ('software', 0.6999204158782959), ('hardware', 0.6966230869293213), ('pc', 0.6944153904914856), ('mainframe', 0.6911110877990723), ('workstation', 0.6888923645019531), ('computing', 0.6880651712417603), ('microcomputer', 0.6875230669975281), ('machine', 0.6866227388381958), ('machines', 0.6865772008895874)]
```

```
print(model.wv.most_similar(positive=["woman", "king"], negative=["man"], topn=5))
```

```
[('queen', 0.7699430584907532), ('monarch', 0.6843380928039551), ('princess', 0.6755736470222473), ('crown_prince', 0.6320873498916626), ('prince', 0.6306695342063904)]
```

Проверка качества работы модели word2vec

```
class SemanticSimilarityCalculator:
    def __init__(self, model):
        self.model = model
        self.vocab = model.wv.key_to_index

    def get_vector(self, word):
        try:
            return self.model.wv[word]
        except KeyError:
            return None

    def cosine_similarity(self, vec1, vec2):
        dot_product = np.dot(vec1, vec2)
        norm_vec1 = np.linalg.norm(vec1)
        norm_vec2 = np.linalg.norm(vec2)
        return dot_product / (norm_vec1 * norm_vec2)

    def calculate_similarity(self, word1, word2):
        vec1 = self.get_vector(word1)
        vec2 = self.get_vector(word2)
        if vec1 is None or vec2 is None:
            return None
        return self.cosine_similarity(vec1, vec2)

    def find_most_similar(self, word, top_n=5):
        vec = self.get_vector(word)
        if vec is None:
            return []
        similarities = []
        for other_word in self.vocab:
            if other_word != word:
                other_vec = self.get_vector(other_word)
                similarity = self.cosine_similarity(vec, other_vec)
                similarities.append((other_word, similarity))
        return sorted(similarities, key=lambda x: x[1], reverse=True)[:top_n]

# Пример использования
calculator = SemanticSimilarityCalculator(model)

# Вычисление семантической близости между двумя словами
word1 = "computer"
word2 = "laptop"
similarity = calculator.calculate_similarity(word1, word2)
print(f"Семантическая близость между '{word1}' и '{word2}': {similarity}")

# Поиск наиболее похожих слов
word = "computer"
similar_words = calculator.find_most_similar(word)
print(f"Наиболее похожие слова для '{word}':")
for similar_word, similarity in similar_words:
    print(f"{similar_word}: {similarity}")
```

```
Семантическая близость между 'computer' и 'laptop': 0.5139506340026855
Наиболее похожие слова для 'computer':
computers: 0.7139506340026855
software: 0.6999204158782959
hardware: 0.6966230869293213
pc: 0.6944153904914856
mainframe: 0.6911110877990723
workstation: 0.6888923645019531
computing: 0.6880651712417603
microcomputer: 0.6875230669975281
machine: 0.6866227388381958
machines: 0.6865772008895874
```

Как видно из результатов проверки качества модели, лучшие качество показал GoogleNewsVector