

Липецкий государственный технический университет

Факультет автоматизации и информатики

Кафедра автоматизированных систем управления

ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА №3

**по дисциплине «Прикладные интеллектуальные системы и экспертные
системы»**

Предварительная обработка текстовых данных

Студент

Осипов А.А.

Группа М-ИАП-22

Руководитель

Кургасов В.В.

Липецк 2022 г.

Задание кафедры

Вариант 10

- 1) В среде Jupiter Notebook создать новый ноутбук (Notebook);
- 2) Импортировать необходимые для работы библиотеки и модули;
- 3) Загрузить обучающую и экзаменационную выборку в соответствие с вариантом;
- 4) Вывести на экран по одному-два документа каждого класса;
- 5) Применить стемминг, записав обработанные выборки (тестовую и обучающую) в новые переменные;
- 6) Провести векторизацию выборки:
 - a. Векторизовать обучающую и тестовую выборки простым подсчетом слов (CountVectorizer) и значением `max_features = 10000`
 - b. Вывести и проанализировать первые 20 наиболее частотных слов всей выборки и каждого класса по-отдельности.
 - c. Применить процедуру отсечения стоп-слов и повторить пункт b.
 - d. Провести пункты a – c для обучающей и тестовой выборки, для которой проведена процедура стемминга.
 - e. Векторизовать выборки с помощью TfidfTransformer (с использованием TF и TF-IDF взвешиваний) и повторить пункты b-d.
- 7) По результатам пункта 6 заполнить таблицы наиболее частотными терминами обучающей выборки и каждого класса по отдельности.

Всего должно получиться по 4 таблицы для выборки, к которой применялась операция стемминга и 4 таблицы для выборки, к которой операция стемминга не применялась
- 8) Используя конвейер (Pipeline) реализовать модель Наивного Байесовского классификатора и выявить на основе показателей качества (значения полноты, точности, f1-меры и аккуратности), какая предварительная обработка данных обеспечит наилучшие результаты классификации. Должны быть исследованы следующие характеристики:
 - Наличие - отсутствие стемминга

- Отсечение – не отсечение стоп-слов
- Количество информативных терминов (max_features)
- Взвешивание: Count, TF, TF-IDF

9) По каждому пункту работы занести в отчет программный код и результат вывода.

10) По результатам классификации занести в отчет выводы о наиболее подходящей предварительной обработке данных (наличие стемминга, взвешивание терминов, стоп-слова, количество информативных терминов).

Ход работы

Импортируем необходимые для работы библиотеки и модули.

- pandas — программная библиотека на языке Python для обработки и анализа данных;

- numPy (сокращенно от Numerical Python)— библиотека с открытым исходным кодом для языка программирования Python. Возможности: поддержка многомерных массивов (включая матрицы); поддержка высокоуровневых математических функций, предназначенных для работы с многомерными массивами;

- matplotlib — библиотека на языке программирования Python для визуализации данных двумерной и трёхмерной графикой;

- библиотека NLTK — пакет библиотек и программ для символьной и статистической обработки естественного языка, написанных на языке программирования Python. Содержит графические представления и примеры данных;

- itertools стандартизирует основной набор быстрых эффективных по памяти инструментов, которые полезны сами по себе или в связке с другими инструментами;

scikit-learn – это библиотека Python, которая является одной из самых полезных библиотек Python для машинного обучения. Она включает все алгоритмы и инструменты, которые нужны для задач классификации, регрессии и кластеризации. Она также включает все методы оценки производительности модели машинного обучения.

1) Импортировать необходимые для работы библиотеки и модули;

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.metrics import classification_report
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.datasets import fetch_20newsgroups
from sklearn.feature_extraction.text import CountVectorizer
from sklearn.feature_extraction.text import TfidfTransformer
from sklearn.pipeline import Pipeline
from sklearn.naive_bayes import MultinomialNB
from nltk.stem import *
from nltk import word_tokenize
import itertools
import nltk
```

Рисунок 1 – Импорт библиотек

2) Загрузить обучающую и экзаменационную выборку в соответствии с вариантом;

```
categories = ['comp.os.ms-windows.misc', 'comp.sys.mac.hardware', 'sci.space']
remove = ['headers', 'footers', 'quotes']
twenty_train_full = fetch_20newsgroups(subset='train', shuffle=True, random_state=42, categories=categories, remove=remove)
twenty_test_full = fetch_20newsgroups(subset='test', shuffle=True, random_state=42, categories=categories, remove=remove)

twenty_train_full = twenty_train_full.data
twenty_test_full = twenty_test_full.data
```

Рисунок 2 – Загрузка выборки

3) Вывести на экран по одному-два документа каждого класса;

```
'\nIf I rember correctly, Lotus Notes gives u this possiblity, among other things...'
```

Рисунок 3 – Документ для класса comp.os.ms-windows.misc

```
"I read in a recent Tidbits(171-2?) about the possibility of putting\na 68030 in a PB100. I am interested in doing so, but woul
d like\nto know more about it. Does it involve just replacing the 68000 that\nis on the daughterboard, or does it involve getti
ng a new daughter-\nboard. Also, would the 68030 be able to run QT with the PB100's\nscreen(not pretty I know, but possible?) A
nd of course, what would\nthe damage be ($). Any info would be appreciated.\nThanks in advance. Jay Fogel\n\n"
```

Рисунок 4 – Документ для класса comp.sys.mac.hardware

```
"\nI'd guess this was a garbled report of the NERVA effort to develop a\nsolid-core fission rocket (the most mundane type of nu
clear rocket).\nThat was the only advanced-propulsion project that was done on a large\nenough scale to be likely to attract ne
w attention. It *could* be any\nnumber of things -- the description given is awfully vague -- but I'd\nput a small bet on NER
VA."
```

Рисунок 5 – Документ для класса sci.space

4) Применить стемминг, записав обработанные выборки (тестовую и обучающую) в новые переменные;

Стемминг

```
def stemming(data):
    porter_stemmer = PorterStemmer()
    stem = []
    for text in data:
        nltk_tokens = word_tokenize(text)
        line = ''
        for word in nltk_tokens:
            line += ' ' + porter_stemmer.stem(word)
        stem.append(line)
    return stem

stem_train = dict()
stem_test = dict()
for category in categories:
    stem_train[category] = stemming(twenty_train[category])
    stem_test[category] = stemming(twenty_test[category])

stem_train['full'] = stemming(twenty_train['full'])
stem_test['full'] = stemming(twenty_test['full'])
```

Рисунок 6 – Процедура стемминга

5) Провести векторизацию выборки:

- а. Векторизовать обучающую и тестовую выборки простым подсчетом слов (CountVectorizer) и значением max_features = 10000
- б. Вывести и проанализировать первые 20 наиболее частотных слов всей выборки и каждого класса по-отдельности.
- с. Применить процедуру отсечения стоп-слов и повторить пункт б.
- д. Провести пункты а – с для обучающей и тестовой выборки, для которой проведена процедура стемминга.
- е. Векторизовать выборки с помощью TfidfTransformer (с использованием TF и TF-IDF взвешиваний) и повторить пункты б-д.

	Без стоп-слов	С стоп-словами	Без стоп-слов	С стоп-словами	Без стоп-слов	С стоп-словами
0	('ax', 62375)	('ax', 62375)	('window', 66.59871872142205)	('the', 155.2840457611457)	('window', 27.7743990392879)	('the', 62.8731213090935)
1	('max', 4474)	('max', 4474)	('use', 47.1996176649944)	('to', 89.529730762218)	('file', 23.014545190736936)	('to', 39.75087544648268)
2	('g9v', 1166)	('the', 2706)	('thi', 42.2362695472442)	('it', 66.8881447320785)	('use', 20.948949127256274)	('it', 31.791441260216537)
3	('b8f', 1111)	('to', 1492)	('file', 39.66721443662778)	('and', 60.008986802890746)	('thi', 19.333668978500036)	('and', 28.345851678567815)
4	('a86', 916)	('g9v', 1166)	('driver', 25.014820100221286)	('is', 58.098861808314446)	('driver', 16.658334679831132)	('is', 27.66351857674044)
5	('pl', 822)	('b8f', 1111)	('ani', 24.570130510182207)	('of', 48.59804818078258)	('problem', 14.398781397188685)	('of', 24.59180191137564)
6	('145', 760)	('and', 1095)	('problem', 23.584679326612637)	('for', 46.772694833615006)	('ani', 13.913565351656242)	('for', 24.341326441352177)
7	('window', 678)	('it', 1036)	('thank', 20.879233560232695)	('window', 44.57705362012204)	('thank', 12.810152458161534)	('window', 24.14123661660397)
8	('1d9', 672)	('is', 1016)	('know', 20.49223495470095)	('in', 43.53441963726538)	('know', 12.591684755501632)	('that', 23.0145871901136)
9	('34u', 549)	('of', 922)	('program', 18.872863422521135)	('that', 40.53934251036627)	('program', 12.440190267580325)	('you', 22.95243261156568)
10	('1t', 510)	('a86', 916)	('doe', 18.549998342055865)	('have', 38.175464095502086)	('doe', 11.649924933715221)	('in', 22.034349755151275)
11	('0t', 505)	('pl', 822)	('wa', 18.34662847615492)	('you', 37.76894193852423)	('wa', 11.135207366569679)	('have', 20.779283873958605)
12	('use', 497)	('145', 760)	('like', 17.754394251250936)	('with', 31.91691929013105)	('card', 10.960310169199825)	('file', 19.90156507366835)
13	('bhj', 456)	('for', 734)	('anyon', 16.543898441484213)	('use', 31.16930257432249)	('anyon', 10.928283494060256)	('do', 18.678417177036266)
14	('75u', 447)	('in', 706)	('run', 16.482385941440164)	('do', 30.67100685109011)	('run', 10.839808257779888)	('with', 18.49135204961512)
15	('thi', 445)	('window', 678)	('tri', 15.788658748857234)	('on', 28.781299598201535)	('like', 10.702662894952912)	('use', 18.31677978035442)
16	('3t', 441)	('1d9', 672)	('ha', 15.684886526753514)	('thi', 27.712366117794982)	('font', 10.242377382092688)	('on', 17.294877702936663)
17	('giz', 433)	('that', 664)	('just', 15.416413654153528)	('file', 26.39273195853486)	('tri', 10.170342301448702)	('thi', 16.844067049093002)
18	('file', 431)	('have', 621)	('card', 15.208869340153491)	('but', 23.320379373207913)	('ax', 9.99821180806796)	('or', 15.084964497390342)
19	('2di', 415)	('you', 608)	('work', 13.854614071828784)	('be', 23.183464093544489)	('ha', 9.669851771821174)	('but', 15.030811048629891)

Рисунок 7 – Со стеммингом для comp.os.ms-windows.misc

	Count		TF		TF-IDF	
	Без стоп-слов	С стоп-словами	Без стоп-слов	С стоп-словами	Без стоп-слов	С стоп-словами
0	{ax', 62376}	{ax', 62376}	{thi', 138.10306478897867}	{the', 548.1743253810621}	{thi', 56.7368173578598}	{the', 204.6005535655787}
1	{max', 4503}	{the', 12312}	{use', 98.23332156901028}	{to', 276.9691173021213}	{use', 45.184815902966744}	{to', 114.41787381411712}
2	{thi', 1664}	{to', 5895}	{wa', 75.61012433713607}	{and', 198.72739393240043}	{window', 42.16659729511384}	{and', 88.8650442811465}
3	{use', 1200}	{and', 4947}	{window', 68.6937664827718}	{or', 196.24874956700597}	{wa', 38.875997564701656}	{or', 87.95626190081434}
4	{g9v', 1166}	{of', 4862}	{anl', 61.36597025832105}	{anl', 184.62041748529458}	{anl', 33.750066281894185}	{ir', 84.70038233452496}
5	{h8f', 1111}	{max', 4503}	{thi', 55.4788152554177}	{s', 179.9592178823473}	{problem', 33.28271430536718}	{s', 81.1495043459019}
6	{space', 929}	{s', 3551}	{know', 54.78156018333294}	{in', 143.13905307492573}	{file', 32.515721740952706}	{thai', 68.29320552340506}
7	{wa', 932}	{in', 3282}	{ha', 54.464562877002756}	{that', 136.50582646570444}	{know', 30.98397722305867}	{in', 67.24770380198822}
8	{a86', 916}	{t', 3227}	{problem', 54.213052823388205}	{to', 133.4656393544668}	{like', 30.11472167892794}	{or', 65.97393304649562}
9	{p', 823}	{to', 2749}	{use', 51.50684889820399}	{to', 106.85519885129031}	{thank', 29.9020992870311}	{you', 62.47148577453875}
10	{145', 765}	{that', 2508}	{just', 50.14437066112852}	{have', 100.31119888366414}	{doe', 29.804680032836154}	{have', 54.18662105427451}
11	{window', 728}	{on', 2040}	{thank', 48.072721221708754}	{on', 95.32577590429649}	{ha', 28.795530268882734}	{on', 51.84809182982481}
12	{ha', 702}	{you', 1861}	{tli', 44.9731898618400964}	{thi', 87.30645298081387}	{just', 27.94434638767364}	{on', 51.84809182982481}
13	{1d9', 672}	{have', 1805}	{space', 43.66483240292382}	{de', 86.93506711481417}	{space', 27.9297088480323}	{be', 49.5275480784525}
14	{tli', 577}	{to', 1763}	{worl', 43.54068299749297}	{with', 86.5564306316217}	{anyon', 26.7552787328921}	{with', 48.22477195588755}
15	{problem', 565}	{with', 1688}	{anyon', 41.38927802867616}	{do', 70.8083416817352}	{worl', 25.66012235171234}	{worl', 43.29225113645906}
16	{anl', 562}	{thi', 1664}	{think', 36.39719640602317}	{thi', 68.36640110584909}	{mac', 24.797224560247642}	{ir', 41.679620693090804}
17	{34u', 549}	{are', 1446}	{onl', 35.2726229236869}	{but', 65.8281173081393}	{drive', 24.46236365808067}	{or', 40.9305632017061}
18	{tli', 512}	{or', 1273}	{mac', 35.04023157432011}	{or', 65.113391919482}	{card', 24.08998624344712}	{use', 40.308329901206154}
19	{t', 510}	{do', 1255}	{need', 34.03909816075488}	{not', 64.5468684035843}	{driver', 23.3964413075989}	{are', 40.17818606642236}

Рисунок 8 – Со стеммингом для всех категорий

	Count		TF		TF-IDF	
	Без стоп-слов	С стоп-словами	Без стоп-слов	С стоп-словами	Без стоп-слов	С стоп-словами
0	{thi', 482}	{the', 3289}	{thi', 47.14200127760944}	{the', 183.83484534544744}	{thi', 20.687077395881932}	{the', 69.34081073969716}
1	{mac', 386}	{to', 1544}	{mac', 30.958336115718655}	{to', 86.39888860773068}	{mac', 16.074010546704644}	{to', 36.44408090749818}
2	{use', 355}	{and', 1248}	{use', 30.786279247244098}	{and', 62.5588229051547}	{drive', 15.361605135842705}	{and', 29.15557732850467}
3	{drive', 274}	{is', 987}	{drive', 24.44747992042716}	{is', 61.773139041774776}	{use', 15.1372581041434772}	{is', 28.59994889521901}
4	{appl', 257}	{problem', 23.031291063103886}	{problem', 23.031291063103886}	{thi', 58.89743933981437}	{problem', 13.88689226614134}	{thi', 27.780422615064477}
5	{problem', 235}	{it', 945}	{anl', 22.93196182260546}	{s', 53.70680505431753}	{appl', 12.635867145444662}	{of', 24.991042300024652}
6	{ha', 226}	{in', 748}	{doe', 21.992010394173704}	{or', 45.93271981929874}	{anl', 12.56865218035183}	{for', 22.498163723870398}
7	{doe', 201}	{for', 731}	{appl', 21.34228625042482}	{that', 44.323863068096344}	{doe', 12.261278890379222}	{that', 22.35799477130168}
8	{anl', 190}	{that', 706}	{ha', 21.329996529015936}	{in', 40.554354501614746}	{ha', 11.459184649435167}	{you', 21.09228139179046}
9	{worl', 180}	{with', 622}	{know', 19.858882535660577}	{with', 36.3446216023387}	{worl', 11.402835023958062}	{in', 20.482021711471553}
10	{card', 177}	{have', 576}	{work', 19.414003791400862}	{have', 35.216293929083215}	{know', 11.352623929083215}	{have', 19.149582662905853}
11	{know', 176}	{on', 533}	{thank', 18.429670677863538}	{ha', 34.570324335585147}	{card', 11.31302454038914}	{with', 18.917034096273834}
12	{like', 165}	{you', 531}	{anyon', 16.3425582826923}	{on', 31.5045793667288173}	{thank', 10.77203066730954}	{thi', 18.076988757875874}
13	{bit', 160}	{thi', 482}	{just', 16.3088236314458077}	{thi', 30.28152296523649}	{siml', 10.528421217184949}	{on', 17.537939625636255}
14	{wa', 158}	{like', 15.27814880719253}	{like', 15.27814880719253}	{bit', 26.26882620694144}	{anyon', 10.293843878915254}	{be', 15.868462688408105}
15	{onli', 154}	{if', 402}	{card', 15.203501677713465}	{if', 25.844097572654466}	{just', 9.946928928253758}	{if', 15.52215216273105}
16	{just', 148}	{mac', 386}	{wa', 17.173358215910845}	{or', 22.244141381577755}	{monitor', 9.82231757504746}	{my', 14.242859859232457}
17	{monitor', 143}	{not', 373}	{siml', 13.165741723623679}	{but', 22.19592090541974}	{like', 9.203305905175593}	{mac', 14.226716618680284}
18	{scsi', 142}	{but', 361}	{onli', 12.965228185523037}	{not', 22.168038765484994}	{wa', 8.640107070917702}	{or', 14.00451848257456}
19	{thank', 133}	{or', 358}	{monitor', 12.781200525134151}	{my', 21.711330254341522}	{need', 8.296488616621357}	{can', 13.916095496829769}

Рисунок 9 – Со стеммингом для comp.sys.mac.hardware

	Count		TF		TF-IDF	
	Без стоп-слов	С стоп-словами	Без стоп-слов	С стоп-словами	Без стоп-слов	С стоп-словами
0	{space', 921}	{the', 6317}	{thi', 46.24383462365558}	{the', 205.6331861996026}	{thi', 19.250018399958233}	{the', 80.46560023187664}
1	{thi', 737}	{or', 2968}	{wa', 42.35033617115941}	{to', 99.02461271988918}	{wa', 19.018261819301596}	{to', 42.98303173084089}
2	{wa', 560}	{to', 2859}	{space', 38.314795216401656}	{or', 92.10465609345099}	{space', 18.96312339336916}	{or', 40.213615471466156}
3	{orbit', 402}	{and', 2604}	{tli', 21.32607240594018}	{and', 74.20963567205534}	{tli', 11.417412865436105}	{and', 34.50656454861889}
4	{launch', 399}	{in', 1828}	{use', 19.58378895764737}	{in', 58.48098101402759}	{orbit', 10.752095080496597}	{is', 28.72931150815752}
5	{nas', 376}	{is', 1548}	{orbit', 17.642704636781843}	{in', 57.7904656442908}	{nas', 10.202157828935743}	{it', 27.63547693542368}
6	{use', 348}	{for', 1284}	{just', 17.42980030032279}	{ir', 57.5086078079843}	{use', 10.14326058141241}	{in', 27.23025284705928}
7	{ha', 293}	{t', 1246}	{ha', 16.387781266087696}	{that', 50.618482373960745}	{launch', 9.759869567838095}	{that', 25.618184917105793}
8	{satellit', 285}	{that', 1138}	{nasa', 15.79386265970003}	{you', 39.58187287917161}	{just', 9.666474943583248}	{you', 21.859186576099145}
9	{year', 277}	{on', 1027}	{thai', 15.294592433574094}	{be', 36.73589280178944}	{thi', 9.387974053438347}	{you', 20.92079537232666}
10	{like', 241}	{be', 853}	{launch', 14.70231395970496}	{34u', 34.06916497226166}	{ha', 8.88244801638214}	{be', 20.183909189179456}
11	{time', 238}	{space', 921}	{year', 14.462628176540425}	{you', 33.51454216624072}	{year', 8.701465839766646}	{on', 18.85732299953759}
12	{earth', 224}	{are', 761}	{know', 13.482651859311023}	{thi', 28.57095695385257}	{know', 8.30813034998602}	{thi', 16.837737987817718}
13	{mission', 224}	{thi', 737}	{time', 13.086437659457207}	{wa', 25.964875205330394}	{anl', 8.238859337919525}	{wa', 16.319313442873088}
14	{data', 216}	{you', 722}	{anl', 12.932964648791371}	{have', 25.940516282901832}	{time', 7.834224602664401}	{space', 16.547805994909627}
15	{program', 203}	{as', 640}	{thing', 12.1765112511639096}	{are', 24.047438836235273}	{thing', 7.688495118839462}	{have', 15.970837198521432}
16	{new', 199}	{have', 608}	{onl', 10.70497042920426}	{s', 13.54963123625269}	{s', 559536158976745}	{is', 15.38718888893571}
17	{just', 189}	{with', 561}	{peopl', 10.63262300585063}	{space', 23.288235419639395}	{peopl', 7.26246264765531}	{ax', 14.966559191391287}
18	{shutt', 187}	{wa', 560}	{moon', 10.34754497918885}	{not', 20.467904547787573}	{cost', 7.0273160109484225}	{they', 13.917557893179962}
19	{lunar', 182}	{at', 556}	{new', 10.06195436363668}	{if', 20.22853699531048}	{post', 6.864566246993111}	{would', 13.767253653948917}

Рисунок 10 – Без стеммингом для sci.space

	Count		TF		TF-IDF	
	Без стоп-слов	С стоп-словами	Без стоп-слов	С стоп-словами	Без стоп-слов	С стоп-словами
0	{ax', 62375}	{ax', 62375}	{windows', 65.126774242528061}	{the', 158.2816792256827}	{windows', 25.668345694833473}	{the', 61.92055657553077}
1	{max', 4474}	{max', 4474}	{file', 25.619899459434357}	{to', 91.34923514171841}	{file', 15.233040295492764}	{to', 39.096486925244766}
2	{g9v', 1166}	{the', 2707}	{use', 23.011239326113046}	{t', 64.92223978616043}	{use', 12.424463518980232}	{t', 29.947152417449004}
3	{h8f', 1111}	{to', 1492}	{thanks', 20.167493242987913}	{and', 61.22729491975415}	{dos', 12.01078552067887}	{and', 27.98124908599975}
4	{a86', 916}	{g9v', 1166}	{know', 19.760975448960327}	{s', 58.52377963455573}	{thanks', 11.987323570257036}	{s', 26.961961459344305}
5	{p', 822}	{h8f', 1111}	{dos', 19.18943788824051}	{or', 49.58087175547401}	{file', 11.622886461440886}	{or', 24.360508095827914}
6	{145', 755}	{and', 1095}	{problem', 17.840564351149794}	{for', 47.66897254736518}	{know', 11.61232524322242}	{for', 23.9028683550302}
7	{1d9', 672}	{s', 1026}	{like', 17.478649020274673}	{in', 44.24575940818995}	{problem', 11.17779913186696}	{you', 22.663359237769164}
8	{windows', 645}	{t', 984}	{files', 17.415217264036215}	{windows', 41.62754715045388}	{does', 10.363359783996652}	{that', 22.0823599949338}
9	{34u', 549}	{of', 922}	{using', 16.885272152069508}	{that', 40.688971504168364}	{driver', 10.014071170777417}	{windows', 22.077262316465564}
10	{t', 510}	{a86', 916}	{just', 16.629428347832466}	{you', 38.47517797655345}	{ax', 9.99846213598706}	{in', 21.64364078984249}
11	{t', 505}	{p', 822}	{does', 16.345822078145297}	{have', 35.5582233806141}	{like', 9.9716635950625}	{have', 19.168864580883335}
12	{h1f', 456}	{145', 755}	{program', 14.521332207098672}	{with', 32.5022257647117}	{program', 9.876911147890741}	{with', 18.226059282668427}
13	{75u', 447}	{for', 734}	{driver', 14.096406109052158}	{on', 29.157311676072002}	{drivers', 9.805246839149405}	{on', 17.0224736863112356}
14	{3t', 443}	{in', 706}	{card', 13.844337412647256}	{in', 28.202740235914614}	{using', 9.626617222998261}	{thi', 16.573368631746774}
15	{giz', 431}	{1d9', 672}	{drivers', 13.339255256465048}	{can', 24.50921133933111}	{can', 9.565966991788846}	{can', 15.401848131393976}
16	{2di', 414}	{that', 661}	{edu', 12.621093542464694}	{but', 23.788381433205116}	{just', 9.484966219641585}	{or', 14.880119385615574}
17	{cx', 373}	{windows', 645}	{mail', 12.015744903545047}	{or', 23.20499734282228}	{ftp', 8.668976012536401}	{ftp', 14.880988862464338}
18	{wm', 358}	{you', 608}	{ftp', 11.905531253377935}	{be', 22.646360238172576}	{mail', 8.53328135106901}	{be', 14.123832440169965}
19	{2tm', 353}	{as', 569}	{version', 11.896496816767188}	{if', 22.159888509423602}	{edu', 8.422393328583944}	{if', 14.0413832693939284}

Рисунок 11 – Без стемминга для comp.os.ms-windows.misc

	Count		TF		TF-IDF	
	Без стоп-слов	С стоп-словами	Без стоп-слов	С стоп-словами	Без стоп-слов	С стоп-словами
0	('ax', 62376)	('ax', 62376)	('windows', 66.47067130148628)	('the', 560.2990851493455)	('windows', 38.684336218976384)	('the', 204.23336925665132)
1	('max', 4503)	('the', 12314)	('like', 56.66864253751202)	('to', 282.93647957843035)	('space', 29.863491700078487)	('to', 113.93823671923242)
2	('g9v', 1166)	('to', 5892)	('just', 54.427395911887096)	('and', 203.00011396142446)	('know', 29.245701391288925)	('and', 88.66984133734529)
3	('b8f', 1111)	('and', 4947)	('know', 54.18196579138407)	('of', 200.4134781034294)	('like', 29.085553845705963)	('of', 88.06562729215649)
4	('space', 1041)	('of', 4862)	('space', 50.979997110835185)	('is', 180.27189043373522)	('thanks', 28.255571244979407)	('it', 80.628763734549)
5	('a86', 916)	('max', 4503)	('use', 50.69620968080782)	('it', 177.05107499708862)	('just', 28.101746163289064)	('is', 79.62738404837968)
6	('p', 823)	('is', 3510)	('thanks', 47.22337876929786)	('in', 146.04043237253202)	('use', 27.111754631035474)	('that', 67.5292300653039)
7	('145', 760)	('in', 3282)	('does', 45.21380407203235)	('that', 138.70687990773726)	('does', 26.22344185370232)	('in', 67.13791721739187)
8	('windows', 679)	('it', 2940)	('problem', 40.78195736125016)	('for', 136.23867026187293)	('problem', 25.066612038294668)	('for', 65.61593301519157)
9	('1d9', 672)	('for', 2749)	('don', 40.11764797670633)	('you', 109.11164501986845)	('mac', 22.690856205841037)	('you', 62.19659439802179)
10	('34u', 549)	('that', 2505)	('think', 34.84536767051748)	('on', 97.00314572919189)	('don', 22.593218488438428)	('on', 51.59643618520398)
11	('like', 542)	('on', 2034)	('mac', 33.396625802027636)	('have', 94.41614392542543)	('file', 21.059332563344146)	('have', 50.726630803070385)
12	('use', 533)	('you', 1861)	('new', 30.718554523806983)	('this', 89.13254839163734)	('think', 20.824850341263133)	('this', 49.768937848909516)
13	('1t', 510)	('with', 1688)	('using', 28.40691828236921)	('with', 88.46031232354682)	('drive', 19.302621889781687)	('with', 48.04299309663674)
14	('0t', 505)	('this', 1664)	('file', 28.378512196960422)	('be', 82.81178596037823)	('card', 19.246885693506634)	('be', 46.69799226437908)
15	('just', 485)	('have', 1657)	('need', 27.511769065852262)	('if', 69.76254374248767)	('new', 18.849785302153744)	('if', 41.41047459654504)
16	('bjh', 456)	('be', 1633)	('use', 26.537173489532382)	('if', 67.23135433673392)	('apple', 18.108901324719188)	('or', 46.9804014579347)
17	('75u', 447)	('as', 1449)	('work', 26.200993546303142)	('or', 67.01097248210614)	('need', 17.927499523291296)	('can', 39.72428352322031)
18	('3t', 441)	('are', 1409)	('time', 26.141505849082485)	('can', 64.15300523041691)	('mail', 17.926008683056373)	('but', 39.48005437945485)
19	('giz', 433)	('or', 1269)	('drive', 26.067445078218135)	('not', 63.63091187140009)	('edu', 17.423356566063333)	('are', 39.364547995046685)

Рисунок 12 – Без стемминга для всех категорий

	Count		TF		TF-IDF	
	Без стоп-слов	С стоп-словами	Без стоп-слов	С стоп-словами	Без стоп-слов	С стоп-словами
0	('mac', 327)	('the', 3290)	('mac', 28.632597423926)	('the', 186.28530398648485)	('mac', 14.463676969657609)	('the', 67.7099572758338)
1	('apple', 266)	('to', 1544)	('apple', 23.3143669234048)	('to', 87.63175781280674)	('apple', 12.49625883726875)	('to', 35.52533678550535)
2	('drive', 211)	('and', 1248)	('drive', 20.25252957820821)	('and', 63.43610028855522)	('drive', 12.79076286363978)	('and', 28.46481041561887)
3	('use', 173)	('of', 972)	('know', 19.615439671551663)	('is', 61.38979015265487)	('know', 10.612354654633103)	('is', 26.72585563991222)
4	('problem', 171)	('is', 966)	('does', 18.80073364276716)	('is', 56.13666065956749)	('problem', 10.45705597493345)	('it', 26.677147131798005)
5	('like', 163)	('it', 873)	('thanks', 18.28629277422955)	('of', 54.40634306325833)	('does', 10.398313064226242)	('of', 24.41548674235528)
6	('know', 162)	('in', 748)	('problem', 17.503374993042566)	('for', 46.44910058872344)	('thanks', 10.17190482390627)	('for', 21.87124821960405)
7	('does', 160)	('for', 731)	('use', 17.495211940199702)	('that', 44.97671965636135)	('use', 9.912672464149352)	('that', 21.81881634308988)
8	('bit', 150)	('that', 706)	('just', 17.277155715291802)	('in', 41.11990207631689)	('just', 9.69655879350543)	('you', 20.6054336325283)
9	('just', 148)	('with', 622)	('like', 15.7415460902871)	('with', 36.88184698596226)	('like', 8.7804298356020303)	('in', 19.9831715733427)
10	('sci', 142)	('have', 534)	('don', 13.56368323279864)	('you', 35.262026862745465)	('new', 8.039273898146508)	('with', 18.45458904473647)
11	('don', 123)	('on', 532)	('new', 12.781414899338923)	('has', 33.248682081703265)	('card', 8.023194833144826)	('have', 17.8172410017778)
12	('thanks', 120)	('you', 531)	('work', 11.508486184129177)	('on', 31.905838605043645)	('don', 8.00259482260771)	('this', 17.56025292954881)
13	('card', 115)	('this', 482)	('card', 10.685646062178995)	('this', 30.66893774785233)	('monitor', 7.936521734883877)	('on', 17.08324914164528)
14	('32', 113)	('be', 410)	('monitor', 10.682428890754011)	('if', 26.193376000421924)	('simms', 7.488571293434538)	('if', 13.139262719417871)
15	('memory', 112)	('if', 402)	('ve', 10.364887792214013)	('be', 25.347946863179516)	('work', 7.2459737657071726)	('work', 14.906892373432164)
16	('new', 110)	('but', 361)	('need', 10.33466781921155)	('can', 22.688018912060382)	('need', 7.0132100850139265)	('this', 13.8881858267192)
17	('monitor', 106)	('or', 358)	('want', 9.974427058946128)	('want', 22.54083394319228)	('want', 6.720023195038986)	('my', 13.836463613476601)
18	('disk', 105)	('can', 357)	('simms', 9.451730884950774)	('but', 22.0050399457239)	('quadra', 6.78830075390477)	('or', 13.653163495302813)
19	('ram', 103)	('not', 347)	('sci', 9.11274031734982)	('my', 22.002007970462575)	('ve', 6.646919090248976)	('but', 13.32264381200065)

Рисунок 13 – Без стемминга comp.sys.mac.hardware

	Count		TF		TF-IDF	
	Без стоп-слов	С стоп-словами	Без стоп-слов	С стоп-словами	Без стоп-слов	С стоп-словами
0	('space', 989)	('the', 6317)	('space', 45.310295270374944)	('the', 209.30732651695874)	('space', 20.136904785718123)	('the', 80.52942869455931)
1	('nasa', 374)	('of', 2968)	('like', 21.568656187462523)	('to', 100.85293110629775)	('like', 11.005688172976395)	('to', 42.89403622241328)
2	('launch', 267)	('to', 2856)	('just', 18.992547008148122)	('of', 93.87444120270081)	('nasa', 10.213775809877331)	('of', 40.31581854318306)
3	('earth', 222)	('and', 2604)	('nasa', 16.874407220071564)	('and', 75.70807365227847)	('just', 9.881160350206702)	('and', 34.65318262723836)
4	('like', 222)	('in', 1828)	('think', 14.756642307825098)	('in', 58.849367107761545)	('think', 8.620891576610706)	('is', 28.159840973318197)
5	('sat', 216)	('is', 1518)	('don', 14.187483014334049)	('is', 58.11974974845199)	('don', 8.137859822946548)	('in', 27.25791211331705)
6	('orbit', 201)	('for', 1284)	('know', 13.325869774977626)	('it', 54.05386188615627)	('know', 7.830931680873458)	('it', 26.2749439416272)
7	('time', 197)	('that', 1138)	('time', 11.791180258291359)	('that', 51.59644057284977)	('moon', 7.490293275540706)	('that', 25.59082055896577)
8	('shuttle', 192)	('it', 1083)	('people', 11.600146184347478)	('for', 40.34599120676248)	('launch', 7.465895369489682)	('for', 21.82334206068477)
9	('just', 189)	('on', 1024)	('orbit', 11.431327588348053)	('on', 34.67928531925788)	('people', 7.31137650874348)	('you', 20.862996836332314)
10	('satellite', 187)	('space', 989)	('launch', 11.201773189672254)	('you', 34.16614014530568)	('orbit', 7.290604940645562)	('on', 18.94392399331072)
11	('lunar', 182)	('be', 848)	('moon', 10.89312079155181)	('be', 33.868476383451664)	('time', 6.835065067505623)	('be', 18.721820630891614)
12	('moon', 168)	('are', 740)	('earth', 10.588084874620773)	('this', 29.12864114395294)	('earth', 6.5695480796588726)	('space', 17.39595348310811)
13	('new', 158)	('this', 737)	('shuttle', 8.83128529703086)	('space', 26.2378465444882)	('shuttle', 6.3405250787438385)	('this', 16.780435570689672)
14	('program', 156)	('you', 722)	('use', 8.829843418967132)	('was', 25.320954227410255)	('lunar', 5.857580010896132)	('was', 16.11812034662486)
15	('don', 151)	('as', 640)	('does', 8.781453538849481)	('have', 24.438003301462338)	('does', 5.818594588061753)	('as', 14.935202563524841)
16	('year', 146)	('have', 562)	('new', 8.674026683950443)	('as', 23.943475013407177)	('data', 5.774500803184407)	('have', 14.925750843540607)
17	('people', 142)	('with', 561)	('long', 8.55107484500191)	('are', 23.691502511438475)	('thanks', 5.654236282280587)	('are', 14.860939689269719)
18	('mission', 141)	('at', 556)	('data', 8.439022631202338)	('if', 20.603316946545803)	('new', 5.524701152622701)	('they', 13.989381156801263)
19	('use', 134)	('from', 547)	('make', 8.019852306535931)	('not', 20.470092229846834)	('things', 5.41076571682147)	('would', 13.386451891244565)

Рисунок 14 – Без стемминга для sci.space

6) Используя конвейер (Pipeline) реализовать модель Наивного Байесовского классификатора и выявить на основе показателей качества (значения полноты, точности, f1-меры и аккуратности), какая предварительная обработка данных обеспечит наилучшие результаты классификации. Должны быть исследованы следующие характеристики:

- Отсечение – не отсечение стоп-слов
- Количество информативных терминов (max_features)
- Взвешивание: Count, TF, TF-IDF

	0	1	2	accuracy	macro avg	weighted avg
precision	0,002538	0,903896	0,926396	0,608696	0,610943371	0,911106001
recall	0,5	0,486713	0,800439	0,608696	0,595717294	0,608695652
f1-score	0,005051	0,632727	0,858824	0,608696	0,498867102	0,719551262
support	2	715	456	0,608696	1173	1173

Рисунок 15 – Пример работы программы со следующими параметрами
(max_features = 1000, со стоп словами, без TF, TF-IDF)

	0	1	2	accuracy	macro avg	weighted avg
precision	0,002538	0,903896	0,926396	0,608696	0,610943371	0,911106001
recall	0,5	0,486713	0,800439	0,608696	0,595717294	0,608695652
f1-score	0,005051	0,632727	0,858824	0,608696	0,498867102	0,719551262
support	2	715	456	0,608696	1173	1173

Рисунок 16 – Пример работы программы со следующими параметрами
(max_features=1000, со стоп словами без tf, с idf)

	0	1	2	accuracy	macro avg	weighted avg
precision	0,78934	0,805195	0,941624	0,845695	0,845386424	0,852654101
recall	0,861496	0,856354	0,824444	0,845695	0,847431293	0,8456948
f1-score	0,823841	0,829987	0,879147	0,845695	0,844324864	0,846954723
support	361	362	450	0,845695	1173	1173

Рисунок 17 – Пример работы программы со следующими параметрами
(max_features=1000, со стоп словами с tf, без idf)

	0	1	2	accuracy	macro avg	weighted avg
precision	0,799492	0,797403	0,944162	0,8474	0,84701914	0,854365291
recall	0,849057	0,872159	0,826667	0,8474	0,84929412	0,847399829
f1-score	0,823529	0,833107	0,881517	0,8474	0,846051064	0,848649282
support	371	352	450	0,8474	1173	1173

Рисунок 18 – Пример работы программы со следующими параметрами
(max_features=1000, со стоп словами, с tf и idf)

	0	1	2	accuracy	macro avg	weighted avg
precision	0,002538	0,898701	0,918782	0,604433	0,606673699	0,905030872
recall	0,5	0,485955	0,788671	0,604433	0,591542027	0,604433078
f1-score	0,005051	0,630811	0,848769	0,604433	0,494876953	0,715032177
support	2	712	459	0,604433	1173	1173

Рисунок 19 – Пример работы программы со следующими параметрами
(max_features=1000, без стоп слов без tf и idf)

	0	1	2	accuracy	macro avg	weighted avg
precision	0,002538	0,898701	0,918782	0,604433	0,606673699	0,905030872
recall	0,5	0,485955	0,788671	0,604433	0,591542027	0,604433078
f1-score	0,005051	0,630811	0,848769	0,604433	0,494876953	0,715032177
support	2	712	459	0,604433	1173	1173

Рисунок 20 – Пример работы программы со следующими параметрами
(max_features=1000, без стоп слов, без tf, с idf)

	0	1	2	accuracy	macro avg	weighted avg
precision	0,72335	0,766234	0,959391	0,816709	0,816324961	0,83624778
recall	0,868902	0,850144	0,759036	0,816709	0,826027559	0,81670929
f1-score	0,789474	0,806011	0,847534	0,816709	0,814339415	0,81901527
support	328	347	498	0,816709	1173	1173

Рисунок 21 – Пример работы программы со следующими параметрами
(max_features=1000, без стоп слов, с tf, без idf)

	0	1	2	accuracy	macro avg	weighted avg
precision	0,753807	0,768831	0,939086	0,820972	0,820574857	0,831934639
recall	0,838983	0,838527	0,793991	0,820972	0,823833793	0,820971867
f1-score	0,794118	0,802168	0,860465	0,820972	0,818916928	0,822898297
support	354	353	466	0,820972	1173	1173

Рисунок 22 – Пример работы программы со следующими параметрами
(max_features=1000, без стоп слов, с tf и idf)

	0	1	2	accuracy	macro avg	weighted avg
precision	0,007614	0,919481	0,967005	0,629156	0,631366603	0,933372292
recall	0,5	0,499295	0,831878	0,629156	0,610390837	0,62915601
f1-score	0,015	0,647166	0,894366	0,629156	0,518844186	0,740452403
support	6	709	458	0,629156	1173	1173

Рисунок 23 – Пример работы программы со следующими параметрами
(max_features=5000, со стоп словами без tf и idf)

	0	1	2	accuracy	macro avg	weighted avg
precision	0,007614	0,919481	0,967005	0,629156	0,631366603	0,93337229
recall	0,5	0,499295	0,831878	0,629156	0,610390837	0,62915601
f1-score	0,015	0,647166	0,894366	0,629156	0,518844186	0,7404524
support	6	709	458	0,629156	1173	1173

Рисунок 24 – Пример работы программы со следующими параметрами
(max_features=5000, со стоп словами, без tf, с idf)

	0	1	2	accuracy	macro avg	weighted avg
precision	0,799492	0,820779	0,939086	0,853367	0,8531193	0,859440927
recall	0,863014	0,880223	0,824053	0,853367	0,855763331	0,853367434
f1-score	0,83004	0,849462	0,877817	0,853367	0,852439737	0,854272287
support	365	359	449	0,853367	1173	1173

Рисунок 25 – Пример работы программы со следующими параметрами
(max_features=5000, со стоп словами с tf, без idf=False)

	0	1	2	accuracy	macro avg	weighted avg
precision	0,819797	0,818182	0,944162	0,86104	0,860713736	0,866277901
recall	0,859043	0,889831	0,839729	0,86104	0,862867394	0,861040068
f1-score	0,838961	0,852503	0,888889	0,86104	0,86011777	0,861903944
support	376	354	443	0,86104	1173	1173

Рисунок 26 – Пример работы программы со следующими параметрами
(max_features=5000, со стоп словами с tf и idf)

	0	1	2	accuracy	macro avg	weighted avg
precision	0,005076	0,916883	0,959391	0,624893	0,627116707	0,929303791
recall	0,4	0,491643	0,84	0,624893	0,577214485	0,624893436
f1-score	0,010025	0,640073	0,895735	0,624893	0,515277396	0,735466982
support	5	718	450	0,624893	1173	1173

Рисунок 27 – Пример работы программы со следующими параметрами
(max_features=5000, без стоп слов, без tf и idf)

	0	1	2	accuracy	macro avg	weighted avg
precision	0,005076	0,916883	0,959391	0,624893	0,627116707	0,929303791
recall	0,4	0,491643	0,84	0,624893	0,577214485	0,624893436
f1-score	0,010025	0,640073	0,895735	0,624893	0,515277396	0,735466982
support	5	718	450	0,624893	1173	1173

Рисунок 28 – Пример работы программы со следующими параметрами
(max_features=5000, без стоп слов без tf, с idf)

	0	1	2	accuracy	macro avg	weighted avg
precision	0,751269	0,815584	0,951777	0,839727	0,839543367	0,852715051
recall	0,883582	0,872222	0,784519	0,839727	0,84677438	0,839727195
f1-score	0,812071	0,842953	0,860092	0,839727	0,838372031	0,841117507
support	335	360	478	0,839727	1173	1173

Рисунок 29 – Пример работы программы со следующими параметрами
(max_features=5000, без стоп слов, с tf, без idf)

	0	1	2	accuracy	macro avg	weighted avg
precision	0,794416	0,833766	0,951777	0,860188	0,859986376	0,867867533
recall	0,876751	0,896648	0,818777	0,860188	0,864058679	0,860187553
f1-score	0,833555	0,864065	0,880282	0,860188	0,859300518	0,861111142
support	357	358	458	0,860188	1173	1173

Рисунок 30 – Пример работы программы со следующими параметрами
(max_features=5000, без стоп слов, с tf и idf)

	0	1	2	accuracy	macro avg	weighted avg
precision	0,01269	0,922078	0,964467	0,630861	0,633078427	0,93309354
recall	0,714286	0,499297	0,835165	0,630861	0,682915772	0,63086104
f1-score	0,024938	0,64781	0,895171	0,630861	0,522639555	0,740042914
support	7	711	455	0,630861	1173	1173

Рисунок 31 – Пример работы программы со следующими параметрами
(max_features=10000, со стоп словами, без tf и idf)

	0	1	2	accuracy	macro avg	weighted avg
precision	0,01269	0,922078	0,964467	0,630861	0,633078427	0,93309354
recall	0,714286	0,499297	0,835165	0,630861	0,682915772	0,63086104
f1-score	0,024938	0,64781	0,895171	0,630861	0,522639555	0,740042914
support	7	711	455	0,630861	1173	1173

Рисунок 32 – Пример работы программы со следующими параметрами
(max_features=10000, со стоп словами, без tf, с idf)

	0	1	2	accuracy	macro avg	weighted avg
precision	0,804569	0,820779	0,941624	0,855925	0,855657371	0,861524612
recall	0,859079	0,880223	0,833708	0,855925	0,857669766	0,855924979
f1-score	0,830931	0,849462	0,884386	0,855925	0,854926359	0,856881675
support	369	359	445	0,855925	1173	1173

Рисунок 33 – Пример работы программы со следующими параметрами
(max_features=10000, со стоп словами, с tf, без idf)

	0	1	2	accuracy	macro avg	weighted avg
precision	0,822335	0,823377	0,946701	0,86445	0,864137385	0,869301454
recall	0,859416	0,890449	0,847727	0,86445	0,865864386	0,864450128
f1-score	0,840467	0,855601	0,894484	0,86445	0,863517293	0,865322221
support	377	356	440	0,86445	1173	1173

Рисунок 34 – Пример работы программы со следующими параметрами
(max_features=10000, со стоп словами, с tf и idf)

	0	1	2	accuracy	macro avg	weighted avg
precision	0,002538	0,922078	0,951777	0,623188	0,625464214	0,930209017
recall	0,25	0,490331	0,842697	0,623188	0,52767604	0,623188406
f1-score	0,005025	0,640216	0,893921	0,623188	0,513054291	0,734298189
support	4	724	445	0,623188	1173	1173

Рисунок 35 – Пример работы программы со следующими параметрами
(max_features=10000, без стоп слов, без tf и idf)

	0	1	2	accuracy	macro avg	weighted avg
precision	0,002538	0,922078	0,951777	0,623188	0,625464214	0,930209017
recall	0,25	0,490331	0,842697	0,623188	0,52767604	0,623188406
f1-score	0,005025	0,640216	0,893921	0,623188	0,513054291	0,734298189
support	4	724	445	0,623188	1173	1173

Рисунок 36 – Пример работы программы со следующими параметрами
(max_features=10000, без стоп слов, без tf, с idf)

	0	1	2	accuracy	macro avg	weighted avg
precision	0,756345	0,81039	0,956853	0,841432	0,84119586	0,85487535
recall	0,881657	0,881356	0,783784	0,841432	0,848932174	0,841432225
f1-score	0,814208	0,844384	0,861714	0,841432	0,84010208	0,842795226
support	338	354	481	0,841432	1173	1173

Рисунок 37 – Пример работы программы со следующими параметрами
(max_features=10000, без стоп слов с tf, без idf)

	0	1	2	accuracy	macro avg	weighted avg
precision	0,791878	0,825974	0,956853	0,858483	0,858234997	0,866839524
recall	0,876404	0,888268	0,821351	0,858483	0,862007804	0,858482523
f1-score	0,832	0,855989	0,883939	0,858483	0,857309424	0,859645494
support	356	358	459	0,858483	1173	1173

Рисунок 38 – Пример работы программы со следующими параметрами
(max_features=10000, без стоп слов, с tf и idf)

По результатам классификации наиболее подходящая предварительная обработка данных является со следующими параметрами:

- с tf и tf-idf;
- max_features = 10000;
- со стоп словами.

	precision	recall	f1-score	support
0	0.82	0.86	0.84	377
1	0.82	0.89	0.86	356
2	0.95	0.85	0.89	440
accuracy			0.86	1173
macro avg	0.86	0.87	0.86	1173
weighted avg	0.87	0.86	0.87	1173

Рисунок 39 – Результат работы программы

Код программы

```
#!/usr/bin/env python
# coding: utf-8

import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.metrics import classification_report
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.datasets import fetch_20newsgroups
from sklearn.feature_extraction.text import CountVectorizer
from sklearn.feature_extraction.text import TfidfTransformer
from sklearn.pipeline import Pipeline
from sklearn.naive_bayes import MultinomialNB
from nltk.stem import *
from nltk import word_tokenize
import itertools
import nltk

# ## Загрузка выборки

categories = ['comp.os.ms-windows.misc', 'comp.sys.mac.hardware',
'sci.space']

remove = ['headers', 'footers', 'quotes']

twenty_train_full = fetch_20newsgroups(subset='train', shuffle=True,
random_state=42, categories=categories, remove=remove)

twenty_test_full = fetch_20newsgroups(subset='test', shuffle=True,
random_state=42, categories=categories, remove=remove)

twenty_train_full = twenty_train_full.data
```

```

twenty_test_full = twenty_test_full.data

twenty_train = dict()
twenty_test = dict()
for category in categories:
    twenty_train[category] = fetch_20newsgroups(subset='train',
shuffle=True, random_state=42, categories=[category], remove=remove)
    twenty_test[category] = fetch_20newsgroups(subset='test', shuffle=True,
random_state=42, categories=[category], remove=remove)

    twenty_train[category] = twenty_train[category].data
    twenty_test[category] = twenty_test[category].data

twenty_train['full'] = twenty_train_full
twenty_test['full'] = twenty_test_full

# ## СТЕММИНГ

def stemming(data):
    porter_stemmer = PorterStemmer()
    stem = []
    for text in data:
        nltk_tokens = word_tokenize(text)
        line = "
        for word in nltk_tokens:
            line += ' ' + porter_stemmer.stem(word)
        stem.append(line)
    return stem

```



```

stem_train = dict()
stem_test = dict()
for category in categories:
    stem_train[category] = stemming(twenty_train[category])
    stem_test[category] = stemming(twenty_test[category])

stem_train['full'] = stemming(twenty_train['full'])
stem_test['full'] = stemming(twenty_test['full'])

# ## Векторизация

def SortbyTF(inputStr):
    return inputStr[1]
def top_list(vect, data, count):
    x = list(zip(vect.get_feature_names(), np.ravel(data.sum(axis=0))))
    x.sort(key=SortbyTF, reverse = True)
    return x[:count]

# ## Итоговая таблица

def process(train, categories):
    cats = categories[:]
    cats.append('full')
    mux = pd.MultiIndex.from_product(['Count', 'TF', 'TF-IDF'], ['Без стоп-
слов', 'С стоп-словами'])
    summary = dict()
    for category in cats:
        summary[category] = pd.DataFrame(columns=mux)

stop_words = [None, 'english']

```

```

idf = [False, True]

indx_stop = {
    'english': 'Без стоп-слов',
    None: 'С стоп-словами'
}

indx_tf = {
    False: 'TF',
    True: 'TF-IDF'
}

for category in cats:
    for stop in stop_words:
        vect = CountVectorizer(max_features=10000, stop_words=stop)
        vect.fit(train[category])
        train_data = vect.transform(train[category])
        summary[category]['Count',    indx_stop[stop]]    =    top_list(vect,
train_data, 20)

        for tf in idf:
            tfidf = TfidfTransformer(use_idf = tf).fit(train_data)
            train_fidf = tfidf.transform(train_data)
            summary[category][indx_tf[tf], indx_stop[stop]] = top_list(vect,
train_fidf, 20)

    return summary

summ_without_stem = process(twenty_train, categories)
summ_with_stem = process(stem_train, categories)

```

```

for cat in ['full'] + categories:
    summ_without_stem[cat].to_excel('without_stem_' + cat + '.xlsx')
    summ_with_stem[cat].to_excel('with_stem_' + cat + '.xlsx')

# ## Pipelines
import os

def print_classification_score(clf, data):
    print(classification_report(gs_clf.predict(data.data), data.target))

categories = ['comp.os.ms-windows.misc', 'comp.sys.mac.hardware',
'sci.space']

remove = ['headers', 'footers', 'quotes']

twenty_train_full = fetch_20newsgroups(subset='train', shuffle=True,
random_state=42, categories=categories, remove=remove)

twenty_test_full = fetch_20newsgroups(subset='test', shuffle=True,
random_state=42, categories=categories, remove=remove)

def presprocess(data, max_features, stop_words, use_tf, use_idf):
    tf = None
    cv = CountVectorizer(max_features=max_features,
stop_words=stop_words).fit(data)
    if use_tf:
        tf = TfidfTransformer(use_idf=use_idf).fit(cv.transform(data))
    return cv, tf

def models_grid_search(data_train, data_test):
    max_features = [1000,5000,10000]
    stop_words = ['english', None]
    use_tf = [True, False]
    use_idf = [True, False]

```

```

res = dict()
for param in itertools.product(max_features, stop_words, use_tf, use_idf):
    cv, tf = prespocess(data_train.data, param[0], param[1], param[2],
param[3])
    if tf:
        clf = MultinomialNB().fit(tf.transform(cv.transform(data_train.data)),
data_train.target)
        prep_test = tf.transform(cv.transform(data_test.data))
    else:
        clf = MultinomialNB().fit(cv.transform(data_train.data),
data_train.target)
        prep_test = cv.transform(data_test.data)

    name =
f'max_features={param[0]}_stop_words={param[1]}_use_tf={param[2]}_use_idf
={param[3]}'
    res[name] = pd.DataFrame(classification_report(clf.predict(prep_test),
data_test.target, output_dict=True))

    return res

scores = models_grid_search(twenty_train_full, twenty_test_full)

if not os.path.exists('scores'):
    os.makedirs('scores')

for name, score in scores.items():
    score.to_excel('scores/' + name + '.xlsx')

from sklearn.model_selection import GridSearchCV
parameters = {
    'vect__max_features': (1000,5000,10000),

```

```
'vect__stop_words': ('english', None),  
'tfidf__use_idf': (True, False),  
}
```

```
text_clf = Pipeline([  
    ('vect', CountVectorizer()),  
    ('tfidf', TfidfTransformer()),  
    ('clf', MultinomialNB())  
])
```

```
gs_clf = GridSearchCV(text_clf, parameters, n_jobs=-1, cv=3)  
gs_clf.fit(X = twenty_train_full.data, y = twenty_train_full.target)  
print_classification_score(gs_clf, twenty_test_full)
```

```
gs_clf.best_params_
```

Вывод

В ходе выполнения данной лабораторной работы мы получили базовые навыки работы с языком python и набором функций для анализа и обработки данных.

Контрольные вопросы

1) Особенности задачи классификации текстовых данных.

Анализе текстовых данных в машинном обучении используются методы регрессии, классификации и кластеризации. Данные методы были описаны в этой работе ранее. Но стоит отметить что есть главное отличие в анализе текстовых данных, так как сама обработка текста является очень сложной задачей в машинном обучении. Главное отличие – это интеллектуальный анализ текстовых данных. Так как текстовый документ для человека – это набор слов, который несет смысл, для машины – это просто битовые данные. И задача интеллектуального анализа текстовых данных состоит в том, чтобы машина смогла понимать смысл текстового документа. Перед тем как использовать алгоритмы машинного обучения, нужно также применить методы обработки текстовых данных.

Классификация текстовых документов, так же как и в случае классификации объектов, заключается в отнесении документа к одному из заранее известных классов. Часто классификацию применительно к текстовым документам называют категоризацией или рубрикацией. Очевидно, что данные названия происходят от задачи систематизации документов по каталогам, категориям и рубрикам. При этом структура каталогов может быть как одноуровневой, так и многоуровневой (иерархической).

2) Этапы предварительной обработки данных.

Этап подготовки и фильтрации данных может занять много времени.

Предварительная подготовка данных включает в себя:

- очистку;
- отбор экземпляров;
- нормализацию;

- преобразование данных;
- выделение признаков;
- отбор признаков;
- прочие манипуляции с данными.

3) Алгоритм и особенности Наивного Байесовского метода.

Алгоритм применения;

1. Для каждого класса вычисляется апостериорная вероятность;
2. Выбирается тот класс, для которого значение максимально.

Особенности:

- алгоритм легко и быстро предсказывает класс тестового набора данных. Он также хорошо справляется с многоклассовым прогнозированием;
- производительность наивного байесовского классификатора лучше, чем у других простых алгоритмов, таких как логистическая регрессия. Более того, вам требуется меньше обучающих данных;
- он хорошо работает с категориальными признаками(по сравнению с числовыми). Для числовых признаков предполагается нормальное распределение, что может быть серьезным допущением в точности нашего алгоритма.

4) Как влияет размер словаря терминов на точность классификации?

При увеличении размера словаря точность оценок увеличивается.

5) Как влияет способ взвешивания терминов на точность классификации?

Способ взвешивания терминов влияет прямо пропорционально на точность классификации.