Skripta za vežbe

Skripta u okviru kursa
Istraživanje podataka 2
Matematički fakultet

24. sept 2018.

Sadržaj

1 Uvod

Primer 1.1 *Prvi primer služi kao podsetnik na određene mogućnosti koje nam pruža pandas biblioteka. Najpre, importujemo biblioteku, potom uz pomoć read_csv vršimo učitavanje .csv fajla koji sadrži podatke koje želimo da analiziramo i na kraju vršimo ispise različitih vrednosti.*

```
import pandas as pd

def main():
        # Pravljenje Pandas DataFrame objekta od matrice podataka
        # df = pd.DataFrame([
        #         [1,2,3,'klasa1'],
        #         [4,2.2,3,'klasa2'],
        #         [5,3,1,'klasa3']
        #         ], columns=['prva', 'druga', 'treca', 'klasa'],
        #         index=range(1,4))

        # Ucitavanje CSV fajla u  Pandas DataFrame
        df = pd.read_csv('iris.csv')

        print(df)

        # Ispis tipova kolona
        print(df.dtypes)

        # Ispis naziva kolona
        print(df.columns)

        # Ispis indeksa redova tabele
        print(df.index)

        # Ispis matrice sa vrednostima
        print(df.values)

        # Ispis reda matrice sa indeksom 0
        print(df.values[0])

        # Ispis vrednosti matrice sa indeksom 2 u redu sa indeksom 0
        print(df.values[0][2])

        # Izdvajanje kolona po nazivima
        # print(df.loc[:,['prva', 'treca']])

        # Izdvajanje kolona po indeksima
        print(df.iloc[:, range(1,3)])

        # Uslovno izdvajanje redova koji zadovoljavaju odgovarajuci uslov
        # print(df[df.prva > 2])
```

```
if __name__ == "__main__":
        main()
```

```
  sepal_length  sepal_width  petal_length  petal_width
species
0                  5.1           3.5            1.4
0.2      setosa
1             4.9           3.0           1.4           0.2
setosa
2             4.7           3.2           1.3           0.2
setosa
3             4.6           3.1           1.5           0.2
setosa
4             5.0           3.6           1.4           0.2
setosa
5             5.4           3.9           1.7           0.4
setosa
...
[150 rows x 5 columns]
```

```
sepal_length     float64
sepal_width      float64
petal_length     float64
petal_width      float64
species           object
dtype: object
Index(['sepal_length', 'sepal_width', 'petal_length', 'petal_width',
       'species'],
      dtype='object')
RangeIndex(start=0, stop=150, step=1)
[[5.1 3.5 1.4 0.2 'setosa']
 [4.9 3.0 1.4 0.2 'setosa']
 [4.7 3.2 1.3 0.2 'setosa']
```

```
     sepal_width  petal_length
0            3.5           1.4
1            3.0           1.4
2            3.2           1.3
3            3.1           1.5
4            3.6           1.4
...
[150 rows x 2 columns]
```

1.1 Istraživanje Veba - Web Mining

Kada posmatramo distribuirani sistem informacija, vidimo da su dokumenti i objekti najčešće povezani kako bi se omogućio interaktivni pristup. Glavni primer distribuiranog sistema je Veb, gde korisnici, u potrazi za informacijama,

"putuju" od objekta do objekta uz pomoć hiperlinkova i URL adresa. Veb konstantno raste i svaki dan se dodaje po nekoliko miliona stranica. Sa ovakvim, neprekidnim, rastom dostupnih stranica i podataka uviđa se da dobijanje informacija iz takvih izvora postaje sve teže i teže. Kao jedan od glavnih problema pri analizi Veb stranica javlja se nedostatak strukture. Pod "rudarenjem (istraživanje) Veba" (engl. *web mining) podrazumevamo korišćenje tehnika za "rudarenje (istraživanje) podataka" (engl.* data mining) kako bi se automatski otkrile i izvlačile informacije sa Veb dokumenata i servisa. Web mining možemo podeliti na četiri glavne celine:

1. pronalaženje resursa - prikupljanje informacija preko na primer Web stranica kao što su stranice sa vestima i slično,
2. odabir informacija i pretprocesiranje - različite vrste transformacija nad podacima: uklanjanje stop reči, dobijanje željene reprezentacije i drugo,
3. generalizacija - proces automatskog otkrivanja uobičajenih uzoraka (engl. *pattern) korišćenjem različitih opštih tehnika mašinskog učenja, istraživanja podataka i raznih veb-orijentisanih metoda i*
4. *analiza - vrši se validacija i/ili interpretacija istraženih uzoraka(engl.* mined patterns) .

Jedna od mogućih podela istraživanja Veba odnosi se na to koji deo Veba neko želi da analizira. Postoje tri vida istraživanja Veba:

1. Istraživanje sadržaja Veba (engl. *Web content mining) - koristi sadržaj Veb stranice kako bi prikupio podatke: tekst, slike, video ili bilo koji drugi sadržaj,*
2. *Istraživanje strukture Veba (engl.* Web structure mining) - fokusira se na strukturu veza veb stranice,
3. Istraživanje upotrebe Weba (engl. *Web usage mining) - kao podatke koristi podatke prikupljene od interakcija korisnika pri korišćenju interneta.*

Najčešća upotreba istraživanja sadržaja Veba je u procesu pretrage. Na primer, crawler-i se koriste od strane pretraživača da izvuku sadržaj Veb strane kako bi se odmah dobili traženi rezultati. Isto tako, oni se mogu koristiti tako da im fokus bude na određenoj temi ili oblasti interesovanja, umesto da zahtevaju sve informacije koje se mogu dostići.

Kako bi se kreirao fokusirani crawler, klasifikator se obično trenira na skupu podataka odabranih od strane korisnika, kako bi crawler znao koji tip sadržaja traži. Potom on identifikuje stranice od interesa kako na njih nalazi i prati dalje sve linkove sa te stranice. Ako linkovi sa neke stranice od interesa vode ka nekim drugim stranicama koje su klasifikovane kao stranice koje nisu od interesa onda se linkovi na tim stranama dalje ne posmatraju. Istraživanje sadržaja se može najlakše direktno videti u procesu pretrage. Svi veći pretraživači danas koriste strukturu koja podseća na listu. Ta lista je uređena uz pomoć algoritma za rangiranje stranica.

U *Pythonu* postoji modul $sklearn.feature_extraction$ koji služi za izvlačenje objekata (engl. features) iz skupova podataka koji sadrže tekst ili slike, u formatu koji je podržan od strane algoritama mašinskog učenja.

1.1.1 Izvlačenje teksta

Analiza teksta je jedna od važnih primena algoritama mašinskog učenja. Međutim, sirovi podaci (engl. *raw data) predstavljaju prepreku utoliko što ih algoritmima ne možemo dati direktno, već nam je potrebna neka njihova numerička reprezentacija uz pomoć vektora fiksirane dužine. Kako bi se ovaj problem rešio scikit − learn nudi nekoliko načina da se iz tekstualnog sadržaja izvuku numerički podaci, princip koji se koristi je sledeći:*

- *dodeljivanje tokena stringova i davanje id-ja za svaki od tokena, npr. korišćenjem razmaka ili zareza kao odvajajućih elemenata između dva tokena,*
- *brojanje pojavljivanja tokena u svakom od dokumenata,*
- *normalizacija i dodeljivanje težina sa smanjenjem bitnosti onih tokena koji se često pojavljuju*

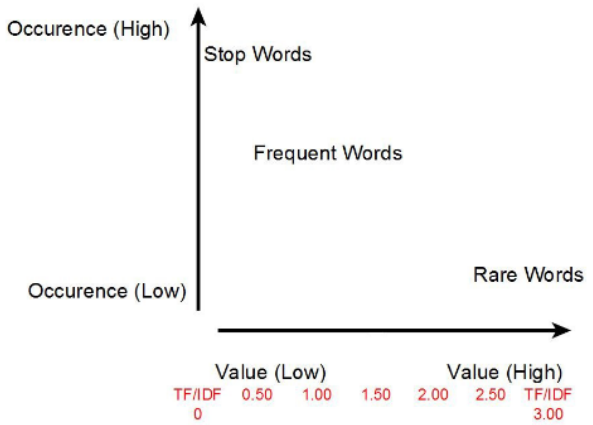
Korpus dokumenata se, dakle, može predstaviti uz pomoć matrice koja ima jedan red po dokumentu i jednu kolonu po tokenu (reči) koje se javljaju u korpusu. ***Vektorizacijom*** *nazivamo proces pretvaranja kolekcije tekst dokumenata u numeričke vektore objekata (engl.* numerical feature vectors). Konkretna strategija navedena gore (tokenizacija, brojanje i normalizacija) naziva se *Bag of Words* reprezentacija. Dokumenti su opisani pojavljivanjima reči ignorišući informacije o poziciji reči u dokumentima.

$CountVectorizer$ iz $sklearn.feature_extraction.text$ implementira i tokenizaciju i brojanje pojavljivanja u istoj klasi. Korišćenje "stop" reči, poput "and", "the", itd., za koje se pretpostavlja da ne nose nikakve informacije u kontekstu teksta, mogu biti uklonjene. Nekada, međutim, može se desiti da su slične reči korisne za predikciju, tako da sa korišćenjem "stop" reči treba biti oprezan. Jedna od najpoznatijih "stop" lista reči je "english". U velikim korpusima teksta, neke reči će se ponavljati veoma često, samim tim takve reči ni ne nose puno značajnih informacija o stvarnom sadržaju dokumenta. Ako bismo dali podatke o broju reči klasifikatoru direktno, one reči koje se veoma često ponavljaju bi poremetile pojavljivanja onih reči koje se ređe ponavljuju, a samim tim su nam i zanimljivije. Kako bismo ponovo izmerili i dodelili težine objektima, u vrednostima u pokretnom zarezu koji je pogodan za klasifikator, veoma često koristićemo $tf - idf$ transformaciju.
Tf označava učestalost pojavljivanja nekog termina (engl. *term-frequency), dok* $tf - idf$ *se odnosi na učestalost pojavljivanja nekog termina puta inverzna učestalost dokumenta (engl.* inverse document frequency).

$$tfidf(t,d) = tf(t,d) \times idf(t) \tag{1}$$

Korišćenjem osnovnih podešavanja $TfidfTransformer$-a : TfidfTransformer(norm='l2', use_idf=True, smooth_idf=True, sublinear_tf=False), učestalost termina, broj puta koji se on pojavljuje u dokumentu, množi se sa idf komponentom, koja se računa kao:

$$idf(t) = \log(\frac{1+n_d}{1+df(d,t)}) + 1 \tag{2}$$



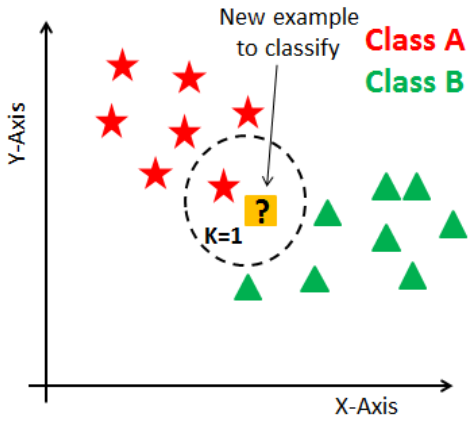
Slika 1: Prikaz odnosa učestalosti pojavljivanja reči i njihovog značaja.

gde je n_d ukupni broj dokumenata,$df(d,t)$ je broj dokumenata koji sadrže termin t. Rezultujući tfidf vektori se potom normalizuju Euklidskom normom. Glavni cilj korišćenja tf-idf umesto sirovih učestalosti pojavljivanja tokena u dokumentu je skaliranje uticaja tokena koji se jako često pojavljuju u korpusu i time su empirijski manje informativni.
Da bismo matricu učestalosti pojavljivanja (engl. *count matrix) transformisali u normalizovanu* tf *ili* $tfidf$ *reprezentaciju koristimo* $sklearn.feature\_extraction.text.TfidfTransformer$. *Kako ne bismo svaki put radili* $CountVectorizer$, *pa potom* $TfidfTransformer$, *postoji ugrađena bibliotečka podrška, u vidu:*
$sklearn.feature\_extraction.text.TfidfVectorizer$ *koji konvertuje kolekciju sirovih dokumenata u matricu TF-IDF objekata.*

Pošto nam je cilj da se bavimo obradom prirodnih jezika, za tako nešto možemo iskoristiti nltk (engl. The Natural Language Toolkit). On predstavlja skup biblioteka i programa za simboličko i statističko procesiranje prirodnih jezika, konkretno engleskog jezika. Predstavlja vodeću platformu za izradu *Python* programa za rad sa prirodnim jezikom, pa tako sadrži skup biblioteka za procesiranje teksta pri klasifikaciji, tokenizaciju, izvlačenje korena reči(engl. *stemming), tagovanje, parsiranje itd. Stemeri (engl.* stemmers) uklanjaju morfološke prefikse, sufikse i infikse iz reči, kako bi ostala samo srž. Postoji više različitih vrsta stemera, od kojih će prvi biti predstavljen $SnowballStemmer$, koji podržava naredne jezike: danski, holandski, engleski, finski, francuski, nemački, mađarski, italijanski, norverški, portugalski, rumunski, ruski, španski i švedski.

Kada hoćemo da vršimo klasifikaciju, to možemo učiniti pomoću više različitih klasifikatora koje nam nudi *sklearn*, kao što su:

- KNeighborsClassifier - ima višestruke primene u finansijama, zdravstvu, političkim naukama, detekciji rukopisa, prepoznavanju slika i videa, itd.. Koristi se i za klasifikaciju i za regresiju i bazira se na pristupu sličnosti



Slika 2: Prikaz K-najbližih suseda.

objekata. K predstavlja broj najbližih suseda. Ako je $K = 1$, onda za algoritam kažemo da je samo algoritam najbližeg suseda (engl. *nearest neighbor algorithm).*

- *SGDClassifier - Stohastički gradijentni spust (engl.* Stochastic Gradient Descent-SGD) je jednostavan, ali veoma efikasan pristup, čije se prednosti ogledaju u efikasnosti, jednostavnoj implementaciji, a mane su mu što zahteva određeni broj parametara (npr. regularizacioni parametar, broj iteracija) i osetljiv je na skaliranje objekata.

- MultinomialNB - Naivni Bajesof klasifikator (engl. *Naive Bayes classifier) for multinomial models) je pogodan za klasifikaciju diskretnih objekata.*

1.1.2 Predikcija kategorije teksta

Primer 1.2 *Naredni primer vrši predikciju kategorije teksta. Najpre se učitavaju podaci iz fajla articles.csv, u kome su podaci smešteni u obliku kategorija,tekst. Kolone koje čine fajl smeštamo u dve promenljive redom, y i texts. Nakon toga, vrši se inicijalizacija vektorizatora za kreiranje TF-IDF matrice. Potom, primenjuje se neki od 3 klasifikatora:*

- *KNeighborsClassifier*
- *SGDClassifier*
- *MultinomialClassifier*

Nakon fitovanja klasifikacionog modela, računarju se preciznosti na trening i test skupu, a potom se učitava test model i vrši se predikcija kategorije teksta.

```
import pandas as pd
import nltk
import re
from nltk.stem.snowball import SnowballStemmer
from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
from sklearn.linear_model import SGDClassifier
from sklearn.naive_bayes import MultinomialNB

# Preprocesiranje teksta
def preprocess(raw_text):
        # Izdvajanje recenica
        sentences = nltk.sent_tokenize(raw_text)

        words = []

        # Inicijalizacija stemmer-a za engleski jezik
        stemmer = SnowballStemmer('english')

        for sentence in sentences:
                # Izdvajanje reci (tokena) iz recenica
                raw_words = nltk.word_tokenize(sentence)
                for raw_word in raw_words:
                        # Rec smatramo validnom ako sadrzi samo karaktere i '
                        if re.search('^[a-zA-Z\']+$', raw_word):
                                # Stem-ovanje reci
                                word = stemmer.stem(raw_word)
                                words.append(word)

        return words


def main():
        # Ucitavanje CSV fajla sa novinskim clancima
```

```
# kategorija, tekst
df = pd.read_csv('articles.csv')

texts = []
y = []

# Izdvajanje kolone sa tekstom i kolone sa kategorijom
for row in df.values:
        texts.append(row[1])
        y.append(row[0])


# Inicijalizacija vektorizatora za kreiranje TF-IDF matrice
tfidf_vectorizer = TfidfVectorizer(stop_words='english', tokenizer=preprocess, max

# Vektorizacija tekstova iz Bag of Words reprezentacije u matricnu TF-IDF reprezen
tfidf_matrix = tfidf_vectorizer.fit_transform(texts)

# Deljenje podataka na trening i test skup 70%-30%
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(tfidf_matrix, y, test_size=0.3

# clf = KNeighborsClassifier()
# clf = SGDClassifier()

# Klasifikacija koriscenjem Naivnog Bajesa
clf = MultinomialNB()

# Fitovanje klasifikacionog modela
clf.fit(X_train, y_train)

# Ukoliko je model zadovoljavajuci,
# finalna verzija modela se dobija fitovanjem
# cele matrice i cele y kolone
# clf.fit(tfidf_matrix, y)

# Racunanje preciznosti modela na trening i test podacima
print('Train acc: {}'.format(clf.score(X_train, y_train)))
print('Test acc: {}'.format(clf.score(X_test, y_test)))

# Ucitavanje tekstualnog fajla za test modela
test_file = open('test.txt')
test_text = test_file.read()

# Transformacija test teksta u TF-IDF
test_text_transformed = tfidf_vectorizer.transform([test_text])

# Predikcija kategorije teksta
print(clf.predict(test_text_transformed))

# Ispis kategorija u sortiranom redosledu
```

```
        print(sorted(set(y)))

        # Ispis vrednosti verovatnoca NB klasifikatora
        # vezanih za pripadnosti test teksta nekoj od kategorija
        print(clf.predict_proba(test_text_transformed))


if __name__ == "__main__":
        main()
```

Rezultat izvršavanja ovog programa je oblika:

```
Train acc: 0.9871547848426461
Test acc: 0.968562874251497
['business']
['business', 'entertainment', 'politics', 'sport', 'tech']
[[0.38475301 0.09423106 0.28803524 0.11219421 0.12078647]]
```

1.1.3 Latentna semantička analiza

LSA predstavlja način za particionisanje teksta korišćenjem statističkih modela upotrebe reči koji je sličan dekompoziciji sopstvenih vektora i analizi. Umesto da se samo fokusiramo na površne objekte kao što je učestalost reči, ovaj pristup obezbeđuje kvanitativnu meru semantičkih sličnosti među dokumentima baziranom na kontekstu reči. Dve glavne mane su sinonimi i polisemija. Sinonimija se odnosi na različite reči istog ili sličnog značenja. Sa druge strane, polisemija se odnosi na reči koje imaju više različitih značenja. *LSA* pokušava da razreši ovaj tip problema, bez pomoći rečnika i sredstava na obradu prirodnih jezika, već korišćenjem matematičkih uzoraka koji postoje unutar podataka. To se postiže smanjenjem dimenzije koja se koristi da se dokument predstavi korišćenjem matematičke matrične operacije koja se naziva singularna dekompozicija (engl. SVD - Singular Value Decomposition).

SVD dekompozicija razbija bilo koju matricu A na $A = U * S * V'$. Ako bismo bliže pogledali matricu S, videli bismo da je S matrica forme, takve, da se sastoji od matrice D, koja na dijagonali sadrži sve σ, koje predstavljaju singularne vrednosti. Broj ovih singularnih vrednosti nam govori o rangu matrice A. Možemo pronaći aproksimaciju redukovanog ranga (engl. *truncated SVD ili* LSA) za A tako što postavimo sve, osim prvih k najvećih singularnih vrednosti na nulu, a potom koristimo samo prvih k kolona matrica U V. Ovaj postupak vršimo kako bismo izvršili redukciju dimenzionalnosti. Suprotno PCA, ovaj estimator ne centrira podatke pre izračunavanja singularne dekompozicije, što mu omogućava da radi efikasno sa retkim matricama (dostupnim kroz modul *scipy.sparse*). Konkretno, truncated SVD radi nad matricama sa brojevima termova (engl. *term count) ili nad tfidf matricama. U kontekstu ovih drugih, postupak je poznat kao latentna semantička analiza (engl.* latent semantic analysis-LSA).

Primer 1.3 *Ovaj primer vrši klasifikaciju novinskih članaka. Najpre se učitavaju podaci iz fajla articles.csv, u kome su podaci smešteni u obliku kategorija,tekst.*

Kolone koje čine fajl smeštamo u dve promenljive redom, y i texts. Nakon toga, vrši se inicijalizacija vektorizatora za kreiranje TF-IDF matrice. Potom se vrši LSA.

```
import pandas as pd
import nltk
import re
from nltk.stem.snowball import SnowballStemmer
from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
from sklearn.linear_model import SGDClassifier
from sklearn.naive_bayes import MultinomialNB
from sklearn.decomposition import TruncatedSVD

# Preprocesiranje teksta
def preprocess(raw_text):
        # Izdvajanje recenica
        sentences = nltk.sent_tokenize(raw_text)

        words = []

        # Inicijalizacija stemmer-a za engleski jezik
        stemmer = SnowballStemmer('english')

        for sentence in sentences:
                # Izdvajanje reci (tokena) iz recenica
                raw_words = nltk.word_tokenize(sentence)
                for raw_word in raw_words:
                        # Rec smatramo validnom ako sadrzi samo karaktere i '
                        if re.search('^[a-zA-Z\']+$', raw_word):
                                # Stem-ovanje reci
                                word = stemmer.stem(raw_word)
                                words.append(word)

        return words


def main():
        # Ucitavanje CSV fajla sa novinskim clancima
        # kategorija, tekst
        df = pd.read_csv('articles.csv')

        texts = []
        y = []

        # Izdvajanje kolone sa tekstom i kolone sa kategorijom
        for row in df.values:
                texts.append(row[1])
                y.append(row[0])
```

```
        # Inicijalizacija vektorizatora za kreiranje TF-IDF matrice
        tfidf_vectorizer = TfidfVectorizer(stop_words='english', tokenizer=preprocess, max

        # Vektorizacija tekstova iz Bag of Words reprezentacije u matricnu TF-IDF reprezen
        tfidf_matrix = tfidf_vectorizer.fit_transform(texts)

        # SVD (LSA)
        lsa = TruncatedSVD(n_components=200, n_iter=100)

        # Fitovanje LSA pomocu TF-IDF matrice
        lsa.fit(tfidf_matrix)

        # Izdvajanje naziva kolona TF-IDF matrice
        terms = tfidf_vectorizer.get_feature_names()

        # Ispis kolona (reci) sa najvecim tezinama po komponentama
        for (i, comp) in enumerate(lsa.components_):
                terms_in_comp = zip(terms, comp)
                sorted_comps = sorted(terms_in_comp, key=lambda x: x[1], reverse=True)[:10

                print("Component {}".format(i))
                print()
                for term in sorted_comps:
                        print(term)
                print()

        # Transformisanje TF-IDF matrice koriscenjem LSA
        transformed = lsa.transform(tfidf_matrix)


if __name__ == "__main__":
        main()
```

Rezultat izvršavanja ovog programa predstavlja skup reči sa najvećim težinama po komponentama oblika:

Component 182

```
('scottish', 0.09168672123398844)
('play', 0.08953887985792805)
('age', 0.08291233924728324)
('ethnic', 0.08288040224246893)
('murder', 0.08153061624591648)
('edward', 0.07253791078410225)
('develop', 0.07211813150850585)
('foster', 0.07116597034292958)
('minor', 0.070320738152207 93)
('sentenc', 0.06973781343683193)
```

1.1.4 Web Scraping

Da bismo prikupili neke informacije sa veb stranica,a želimo to da uradimo na jednostavan način, potreban nam je program koji bi automatski izdvojio informacije od interesa i izvršio to izdvajanje za nas. Ovakav program naziva se skrejper (engl. *scraper). On obilazi određenu vezu (ili, još češće, više veza na stranicama) i izdvaja željene informacije. Takav jedan program bio bi nam, na primer, potreban kako bismo popunili neki .csv fajl u koji bismo mogli da smestimo neke novinske članke. Da bismo tako nešto postigli, moramo za svaku .html stranicu koju posetimo: da izdvojimo relevantne informacije i da nađemo linkove ka ostalim. Kako bismo to uradili moramo koristiti regularne izraze i re biblioteku koja nam omogućava rad sa njima. Da bismo uopšte mogli da "dovučemo" stranice moramo koristiti urllib.request.*
Urllib je paket koji sadrži nekoliko modula za rad sa URL-ovima:

- *urllib.request - za otvaranje i čitanje URL-ova,*
- *urllib.error - sadrži izuzetke koji se mogu javiti korišćenjem urllib.request,*
- *urllib.parse - za parsiranje URL-ova i*
- *urllib.robotparser - za parsiranje robots.txt fajlova.*

Osim toga, u slučaju, da je neki sajt na ćirilici, a

Primer 1.4 *Naredni primer upravo vrši opisani postupak.*

```
import re
import urllib.request
from transliterate import translit
from collections import deque

# Ciscenje sadrzaja HTML taga od ostalih HTML tagova koji
# se nalaze unutar sadrzaja kao i specijalnih HTML karaktera
# oblika &tekst;
def clean(raw_html):
        tags = re.compile('<.*?>|\&[a-z]+;')
        return tags.sub('', raw_html)

# Prevodjenje teksta iz cirilice u latinicu.
# Ako je tekst vec cirilicni, tekst ce ostati neizmenjen
def transliterate(text):
        return translit(text, 'sr', reversed=True)

# Preuzimanje sadrzaja HTML stranice
def get_webpage(URL):
        try:
                # Pripremanje zahteva za trazenim URL
                req = urllib.request.Request(URL)
                # Otvaranje konekcije ka stranici
                response = urllib.request.urlopen(req)
                # Citanje i dekodiranje sadrzaja stranice
                data = response.read().decode('utf-8')
```

```
                # Transliteracija
                data = transliterate(data)

                # Brisanje karaktera prelaska u novi red,
                # zareza, tabulatora i apostrofa
                data = data.replace('\n', '')
                data = data.replace('\t', '')
                data = data.replace('\r', '')
                data = data.replace(',', '')
                data = data.replace('\'', '')

                # Uklanjanje suvisnih razmaka '____' -> '_'
                space_regex = re.compile(r'[ ]+')
                data = space_regex.sub(' ', data)
        except:
                data = ''

        return data

# Izdvajanja sadrzaja zadatih HTML elemenata
def extract_elements(element, raw_html):
        regex = '<' + element + '(.*?)>(.*?)</'+element+'>'
        raw_elements = re.findall(regex, raw_html)

        for i in range(len(raw_elements)):
                raw_elements[i] = (raw_elements[i][0], clean(raw_elements[i][1]))

        return raw_elements

# Izdvajanje sadrzaja zadatih atributa iz HTML elemenata
def extract_attributes(attribute, attribute_string):
        regex = attribute + '="(.*?)"'
        attributes = re.findall(regex, attribute_string)

        return attributes

# Izdvajanja sadrzaja tekstualnih elemenata sa stranice zadate URL-om
def extract_texts(URL):
        texts = []
        page_html = get_webpage(URL)
        texts += [el[1] for el in extract_elements('h1', page_html)]
        texts += [el[1] for el in extract_elements('h2', page_html)]
        texts += [el[1] for el in extract_elements('h3', page_html)]
        texts += [el[1] for el in extract_elements('h4', page_html)]
        texts += [el[1] for el in extract_elements('h5', page_html)]
        texts += [el[1] for el in extract_elements('h6', page_html)]
        texts += [el[1] for el in extract_elements('p', page_html)]

        return " ".join(texts)
```

```
# Izdvajanje vrednosti href atributa svih linkova na stranici zadatoj URL-om
def extract_links(URL):
        raw_links = []
        page_html = get_webpage(URL)

        raw_links = extract_elements('a', page_html)

        links = []

        for link in raw_links:
                hrefs = extract_attributes('href', link[0])

                if len(hrefs) > 0:
                        url = hrefs[0]
                        # Filtriranje unutrasnjih linkova (#...) i apsolutnih adresa
                        if len(url) > 0 and url[0] == '/' and not re.search('#', url):
                                links.append(url)

        return links

# Nalazenje liste susednih strana za zadatu stranu
# base - domen
# path - putanja
def get_neighbors(base, path):
        links = extract_links(base + path)
        return links

# BFS obilazak stranica od zadate pocetne adrese
def bfs(start_page_URL):
        queue = deque(['/'])
        base = start_page_URL

        marked = {}
        marked['/'] = True

        texts = []

        limit = 200
        current_count = 0

        while len(queue) > 0:
                curr = queue.popleft()

                print(curr)

                # Ako je tekst clanak, izdvaja se njegov sadrzaj
                if re.search('clanak', curr):
                        print('clanak:')
                        texts.append((base + curr, extract_texts(base + curr)))
                        current_count += 1
```

```
                        if current_count == limit:
                                return texts

                # U suprotnom, nastavlja se obilazak od trenutne stranice
                else:
                        for neighbor in get_neighbors(base, curr):
                                if neighbor not in marked:
                                        marked[neighbor] = True
                                        queue.append(neighbor)

        return texts

def main():
        article_texts = bfs('http://www.politika.rs')

        # Priprema CSV formata
        header = 'url, text\n'

        content = ''

        # Formatiranje podataka za CSV zapis
        for text in article_texts:
                content += text[0] + ',' + text[1] + '\n'

        # Sastavljanje sadrzaja CSV fajla
        articlesCSV = header + content

        # Zapisivanje CSV fajla
        output = open('scraped.csv', 'w')
        output.write(articlesCSV)

if __name__ == "__main__":
        main()
```

```
/rss/
/scc/pretraga
/scc/rubrika/1/Svet
/scc/rubrika/2/Politika
/scc/rubrika/3/Drustvo
/scc/rubrika/4/Pogledi
/scc/rubrika/5/Hronika
/scc/rubrika/6/Ekonomija
/scc/rubrika/7/Kultura
/scc/rubrika/9/Srbija
/scc/rubrika/10/Beograd
/scc/rubrika/8/Sport
/scc/rubrika/29/Region
/scc/sarena-strana
/scc/rubrika/396/Magazin
/scc/rubrika/34/Moj-zivot-u-inostranstvu
```

```
/scc/satires/index
/scc/rubrika/1060/TV-revija
/scc/rubrika/1073/Tema-nedelje
/scc/clanak/414061/Slucaj-revizora-Sretenovica
clanak:
/scc/autor/913/Jovana-Rabrenovic
/scc/clanak/414064/Vlada-Crne-Gore-Srusicemo-crkvu-na-Rumiji
clanak:
/scc/clanak/414066/SAD-nisane-Rusiju-a-gadaju-Kinu
clanak:
/scc/autor/854/Jelena-Stevanovic
/scc/clanak/414096/Putin-Nas-odgovor-na-americke-rakete-u-Evropi-bice-brz-i-e
clanak:
/scc/clanak/414059/U-rukama-ucenika-umesto-olovaka-cigarete
clanak:
/scc/clanak/414086/Sport/Ubedljiva-pobeda-Liverpula-protiv-Zvezde
clanak:
/scc/rubrika/49/Fudbal
/scc/clanak/414069/Oluja-krivac-za-rakete-ispaljene-iz-Gaze-na-Izrael
clanak:
/scc/clanak/414062/Zima-ce-biti-blaga-sa-malo-padavina
clanak:
/scc/clanak/414057/Humorom-protiv-straha
clanak:
/scc/clanak/414071/Pojacana-prodaja-novih-automobila
clanak:
/scc/clanak/414097/Sport/Kosarka/Dabl-dabl-Bjelice-u-pobedi-Kingsa-nad-Memfis
clanak:
/scc/rubrika/50/Kosarka
/scc/clanak/414093/Americki-avion-predvodio-dronove-u-napadu-na-rusku-bazu-u-
```

Primer 1.5 *Nakon što smo prikupili neke podatke sa stranica, želimo sada i na neki način da te podatke analiziramo. U ovom primeru želimo da vršimo pretragu stranica na osnovu traženih pojmova, koje unosimo u vidu query_string.*

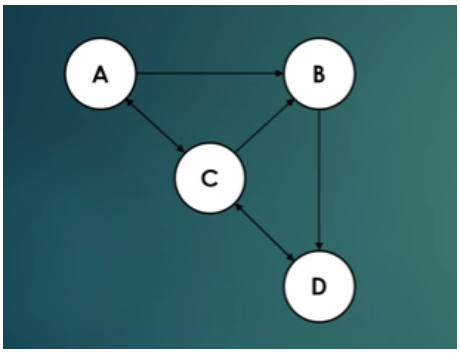
```
import pandas as pd
import numpy as np
import nltk
import re
from nltk.stem.snowball import SnowballStemmer
from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
from sklearn.linear_model import SGDClassifier
from sklearn.naive_bayes import MultinomialNB
import stemmer
from sklearn.cluster import KMeans

# Stop reci na srpskom jeziku
```

```
stopwords_file = open('stopwords-sr.txt')
stopwords = stopwords_file.read().split('\n')

# Preprocesiranje teksta
def preprocess(raw_text):
        # Stemmer za srpski jezik
        raw_words = stemmer.stem_arr(raw_text)
        words = []

        for raw_word in raw_words:
                # Rec smatramo validnom ako sadrzi samo karaktere i '
                if re.search('^[a-zA-ZćžčšđĆŽČŠĐ\']+$', raw_word):
                        # Stem-ovanje reci
                        words.append(raw_word)

        return words


def main():
        # Ucitavanje CSV fajla sa novinskim clancima
        # kategorija, tekst
        df = pd.read_csv('scraped.csv')

        texts = []
        urls = []

        # Izdvajanje kolone sa tekstom i kolone sa kategorijom
        for row in df.values:
                texts.append(row[1])
                urls.append(row[0])


        # Inicijalizacija vektorizatora za kreiranje TF-IDF matrice
        tfidf_vectorizer = TfidfVectorizer(tokenizer=preprocess, max_df=0.9, ngram_range=(

        # Vektorizacija tekstova iz Bag of Words reprezentacije u matricnu TF-IDF reprezen
        tfidf_matrix = tfidf_vectorizer.fit_transform(texts)

        # Klasterovanje clanaka K-Means algoritmom
        # n = 11
        # km = KMeans(n_clusters=n, n_init=300)

        # km.fit(tfidf_matrix)

        # clusters = {}

        # for i in range(len(urls)):
        #         cluster_num = km.labels_[i]

        #         if cluster_num not in clusters:
```

```
#                 clusters[cluster_num] = []
#         clusters[cluster_num].append(urls[i])

# for i in clusters:
#         print('Cluster {}'.format(i))
#         print()
#         for url in clusters[i]:
#                 print(url)
#         print()

# Pretraga stranica na osnovu trazenih pojmova
query_string = "vesti iz regiona"

query_transformed = tfidf_vectorizer.transform([query_string])

query_column = np.transpose(query_transformed)

product = tfidf_matrix.dot(query_column)

weights = [0 for i in range(len(urls))]

for i in range(len(urls)):
        weights[i] = product[i, 0]

        zipped_product = zip(urls, weights)

        # Vracaju se prvih 5 najbitnijih stranica za zadate pojmove
        sorted_product = sorted(zipped_product, key=lambda x: x[1], reverse=True)[

for (url, w) in sorted_product:
        print(url)


if __name__ == "__main__":
        main()
```

Izlaz iz programa predstavlja prvih 5 najbitnijih stranica za zadate pojmove.

http://www.politika.rs/scc/clanak/414025/Spanske-firme-sele-centrale-iz-regio
http://www.politika.rs/scc/clanak/413970/Linta-Da-srpske-zrtve-u-Hrvatskoj-i-
http://www.politika.rs/scc/clanak/413321/Skot-Kosovo-je-suverena-zemlja
http://www.politika.rs/scc/clanak/413988/Bramerc-o-predstojecem-izvestaju-Mla
http://www.politika.rs/scc/clanak/413777/Kosovo-cas-anatomije



Slika 3: Prikaz grafa. A, B, C i D predstavljaju stranice.

1.1.5 PageRank algoritam

Naredni primer odnosi se na tzv. PageRank algoritam, odnosno, algoritam za rangiranje stranica. Ovaj algoritam je originalno objavljen od strane ljudi koji su učestvovali u kreiranju Google-a, Sergeja Brina i Lari Pejdža i smatra se odgovornim za njegov rani uspeh. Funkcioniše tako što stranice posmatra kao čvorove u grafu, a veze između stranica kao grane i potom obezbeđuje globalno rangiranje stranica na webu (čvorova u grafu). Za pretraživače obezbeđuje rangiranje stranica nezavisno od upita. Glavna pretpostvka ovog algoritma je da je svaka veza od stranice a ka stranici b glas od stranice a za stranicu b. Bitno je naglasiti da nije svaki glas jednake težine. Težine dodeljuje PageRank algoritam na osnovu početnog čvora. Iterativna formula za PageRank je sledeća:

$$PR_{i+1}(P_i) = \sum_{P_j} \frac{PR_i(P_j)}{C(P_j)} \tag{3}$$

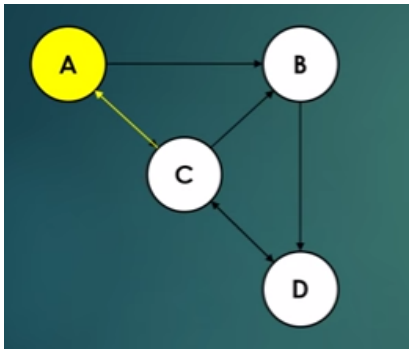
PR_{i+1} predstavlja PageRank neke stranice P_i u narednoj iteraciji i računa se kao suma količnika PageRank-ova stranica koje pokazuju na tu stranicu u prethodnim iteracijama i broja "odlaznih" stranica. Da bismo bolje razumeli šta nam zapravo navedena formula govori posmatrajmo sliku ??.

Pošto je PageRank iterativan algoritam, u prvoj iteraciji rangove svih stranica postavljamo na $\frac{1}{ukupanbrojstranica}$, u primeru sa slike to bi bilo $\frac{1}{4}$.

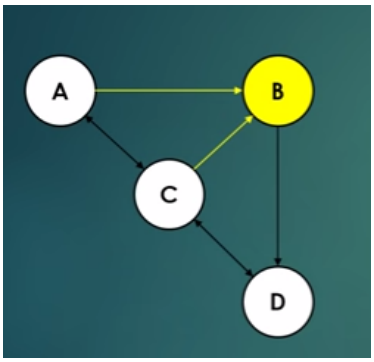
- $PR_0(A) = \frac{1}{4}$
- $PR_0(B) = \frac{1}{4}$
- $PR_0(C) = \frac{1}{4}$
- $PR_0(D) = \frac{1}{4}$

Potom u prvoj iteraciji (prikazanoj na slikama 4), posmatramo nultu i ukupan broj strana na koje pokazuje svaki od čvorova koji pokazuju na stranicu koju analiziramo.

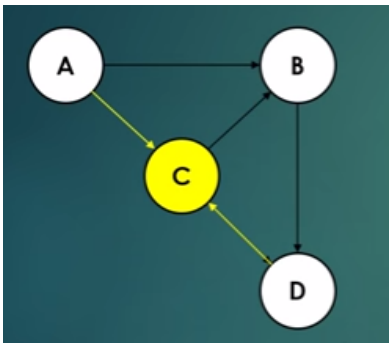
Na primeru, ako posmatramo čvor A, na njega pokazuje samo čvor C, koji pokazuje na čvorove A, B i D. To znači da iz prethodne iteracije imamo $\frac{1}{4}$, a potom sve to delimo sa 3 (broj strana na koje se pokazuje sa strane C). Analogno, važi za ostale čvorove. Dakle, dobijamo sledeće formule:



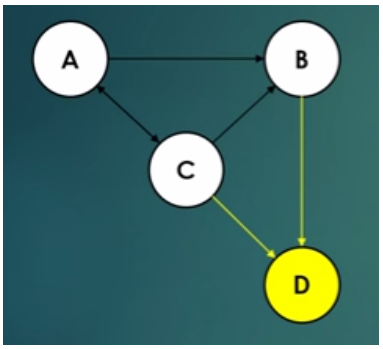
(a) Stranica C ima vezu (pokazuje) na stranicu A.



(b) Stranice A i C imaju vezu (pokazuju) na stranicu B.



(c) Stranice A i D imaju vezu (pokazuju) na stranicu C.



(d) Stranice B i C imaju vezu (pokazuju) na stranicu D.

Slika 4: PageRank prikaz prve iteracije.

- $PR_1(A) = \frac{\frac{1}{4}}{3} = \frac{1}{12}$
- $PR_1(B) = \frac{\frac{1}{4}}{2} + \frac{\frac{1}{4}}{3} = \frac{2.5}{12}$
- $PR_1(C) = \frac{\frac{1}{4}}{2} + \frac{\frac{1}{4}}{1} = \frac{4.5}{12}$
- $PR_1(D) = \frac{\frac{1}{4}}{1} + \frac{\frac{1}{4}}{3} = \frac{4}{12}$

U narednoj iteraciji, ponovo vršimo isti postupak:

- $PR_2(A) = \frac{\frac{4.5}{12}}{3} = \frac{1.5}{12}$
- $PR_2(B) = \frac{\frac{1}{12}}{2} + \frac{\frac{4.5}{12}}{3} = \frac{2}{12}$
- $PR_2(C) = \frac{\frac{1}{12}}{2} + \frac{\frac{4}{12}}{1} = \frac{4.5}{12}$
- $PR_2(D) = \frac{\frac{2.5}{12}}{1} + \frac{\frac{4.5}{12}}{3} = \frac{4}{12}$

Na kraju, dobijamo da je page rank:

- $PR(A) = 1$

- $PR(B) = 2$
- $PR(C) = 4$
- $PR(D) = 3$

Primetimo da se u svakoj iteraciji sume svih rangova sumiraju na 1. Što je viši broj u imeniocu razlomka, to je ta stranica važnija. Tako se uviđa da je na primeru stranica C najvažnija. Iza nje sledi stranica D, ako bismo pogledali sliku, možda nam na prvi pogled ne bi bilo odmah jasno zašto je stranica D druga najvažnija. Ovaj događaj je posledica toga što se važnost stranice određuje u odnosu na broj drugih važnih stranica koje ukazuju na nju. Tako je D, važnija od stranica A i B.

Matrični pristup *Osim iterativnog pristupa za PageRank algoritam možemo koristiti i matrični pristup. Redom su A, B, C i D vrste i kolone matrice. Po kolonama, redom, smeštamo moguće verovatnoće izbora određenog čvora dostupnog iz tekućeg. Na primer, iz čvora A možemo doći do čvorova B i C, ali ne možemo do D, tako da u koloni A na pozicijama B i C upisujemo po jednu polovinu. Iz B, možemo doći samo do D, itd. Uočimo, da je ponovo suma po kolonama jednaka jedinici. Matrica izgleda na sledeći način:*

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & \frac{1}{3} & 0 \\ \frac{1}{2} & 0 & \frac{1}{3} & 0 \\ \frac{1}{2} & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & \frac{1}{3} & 0 \end{bmatrix}$$

Ovakvu matricu nazivamo "stohastička" matrica, obeležavamo je sa H i množimo sa nekim vektorom v, dimenzija $1 \times n$, gde n predstavlja broj čvorova u grafu, odnosno, broj stranica. Na osnovu navedenog možemo izvesti formulu:

$$P_{i+1} = Hv \tag{4}$$

Vektor v je vrednost PageRank-a u prethodnim iteracijama, pa prethodnu formulu možemo predstaviti kao:

$$P_{i+1} = HP_i \tag{5}$$

Naredna iteracija vektora v je:

$$v_2 = Hv \tag{6}$$

$$v_3 = Hv_2 = H(Hv) = H^2v \tag{7}$$

Ako bismo nastavili da iteriramo, svaki put dodavajući H, posle nekog vremena došli bismo do stanja ekvilibrijuma, koje označava da ne treba dalje da iteriramo, jer smo našli vrednosti koje smo tražili. U vektoru v nam se nalaze rangovi stranica. Ovaj metod naziva se "power method".
Potencijalni problemi koji se mogu javiti prilikom primene PageRank algoritma:

- *"viseći" čvorovi - algoritam neće raditi u situaciji kada imamo čvorove na koje niko ne pokazuje,*

- *ako graf sadrži komponente koje nisu povezane.*

Primer 1.6 *Ovaj primer upravo implementira PageRank algoritam. Izlaz ovog algoritma neće biti predstavljen.*

```
import numpy as np
from numpy.linalg import matrix_power
import urllib.request
from collections import deque
import re
from transliterate import translit
from googletrans import Translator

# Formiranje ulazne matrica za PageRank algoritam
# od dobijenog grafa
def generatePRMatrix(G):

        keys = {}

        num = 0
        for key in G:
                keys[key] = num
                num += 1
                for key2 in G[key]:
                        if key2 not in keys:
                                keys[key2] = num
                                num += 1

        A = [[0 for i in range(num)] for j in range(num)]

        for v in G:
                neighbors = G[v]
                num = len(neighbors)
                for w in neighbors:
                        A[keys[w]][keys[v]] = 1/num

        return np.matrix(A)

# Izracunavanje znacajnosti stranica pomocu PageRank algoritma.
# Matrica A je dobijena od grafa stranica
def page_rank(A):
        n = A.shape[0]

        # Pocetne vrednosti svake stranice su jednake i iznose 1/n,
        # gde je n ukupan broj stranica
        v = np.matrix([1/n for i in range(n)])

        return matrix_power(A, n).dot(np.transpose(v))

def transliterate(text):
        return translit(text, 'sr', reversed=True)
```

```
def get_webpage(URL):
        req = urllib.request.Request(URL)
        response = urllib.request.urlopen(req)
        data = response.read().decode('utf-8')
        data = data.replace('\n', '')
        data = data.replace('\r', '')
        data = data.replace('\t', '')
        data = data.replace(',', '')
        data = data.replace('\'', '')
        space_regex = re.compile(r'[ ]+')
        data = space_regex.sub(' ', data)
        return transliterate(data)

def clean(rawHTML):
        tags = re.compile(r'<.*?>|\&.+;')
        return tags.sub('', rawHTML)

def extract_elements(element, rawHTML):
        regex = '<'+element+'(.*?)>(.*?)</'+element+'>'
        raw_elements = re.findall(regex, str(rawHTML))
        elements = []

        for i in range(len(raw_elements)):
                elements.append((raw_elements[i][0], clean(raw_elements[i][1])))

        return elements

def extract_attributes(attribute, element):
        regex = attribute + '="(.*?)"'
        attributes = re.findall(regex, element[0])
        return attributes

def get_neighbors(base, URL, relative_only=True):

        if URL[0] == '/':
                URL = base + URL


        pageHTML = get_webpage(URL)
        elements = extract_elements('a', pageHTML)


        links = []

        for element in elements:
                links += extract_attributes('href', element)

        if relative_only:
                links = list(filter(lambda x: x[0] == '/', links))
```

```
                return [base + link for link in links]
        else:
                return links

def addEdge(G, v_from, v_to):
        if v_from not in G:
                G[v_from] = []

        if v_to not in G[v_from]:
                G[v_from].append(v_to)

def bfs(startPage):
        marked = {}
        marked[startPage] = True
        queue = deque(['/'])
        base = startPage

        G = {}

        limit = 300
        currNum = 0;

        while len(queue) > 0:
                if (currNum == limit):
                        break;

                curr = queue.popleft()
                print(curr)

                neighbors = get_neighbors(base, startPage, True)
                for neighbor in neighbors:
                        addEdge(G, curr, neighbor)
                        if neighbor not in marked and not re.search('#', neighbor):
                                marked[neighbor] = True
                                queue.append(neighbor)
                                currNum += 1
        return G

def main():
        G = bfs('http://www.politika.rs')
        A = generatePRMatrix(G)
        print(page_rank(A))

if __name__ == "__main__":
        main()
```

2 Eksperimenti

3 Zaključak