Raport

Wykonywanie procesu stemming-u na wybranych tekstach w języku angielskim

Autor: Damian Schröder

Data przygotowania: 17.11.2021r.

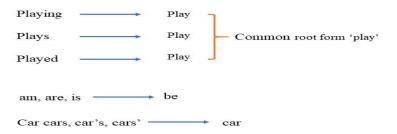


Spis treści

Definicja	. 1
Narzędzia	. 2
Używane dane	2
Eksperymenty	3
Analiza	4

Stemming pochodzi od korzenia słowa (ang. '<u>stem'</u>). Jest to technika normalizacji tekstu (lub słowa), która polega na otrzymaniu różnych morfologicznych wariacji danego słowa posiadając jego '<u>stem'</u>, np. wyraz 'wait' posiada takie samo znaczenie jak 'waiting',

'waited', 'waits'. Ta metoda przetwarzania wstępnego pozwala, m.in. na łatwiejsze wyszukiwanie słów w wyszukiwarkach.



Using above mapping a sentence could be normalized as follows:

the boy's cars are different colors ------- the boy car be differ color



Narzędzia

Porter Stemmer: from nltk.stem import PorterStemmer

Jest to najstarsze narzędzie używane do stemmingu stworzone przez Martina Portera w 1980. Znane jest ze swojej prostoty i szybkości, a jego rezeultatem jest najczęściej skrócone słowo, zachowujące znaczenie jego korzenia.

Lancaster Stemmer: from nltk.stem import LancasterStemmer

Proste narzędzie którego wyniki często są zbytnio 'przycięte', przez co zazwyczaj przestają być poprawne lingwistycznie lub tracą znaczenie.

Snowball Stemmer: from nltk.stem.snowball import SnowballStemmer

Stworzone również przez Martina Portera, lecz algorytm użyty tutaj jest bardziej dokładny, oferuje nieduże ulepszenie pod względem logiki, jak i szybkości. Potocznie zwany "Porter2 Stemmer" lub "English Stemmer".

Krovetz Stemmer: from krovetzstemmer import Stemmer

Został zaproponowany przez Roberta Krovetz'a w 1993. Zasady działania tego alogrytmu polegają na sprowadzeniu z formy mnogiej, do pojedynczej oraz z czasu przeszłego na teraźniejszy, a następnie usunięcie końcówki 'ing'.

Regexp Stemmer: from nltk.stem import RegexpStemmer

Używa wyrażeń regularnych do identyfikowania poszczególnych wzorców. Każda część wyrazu, która będzie się wpasowywała w to wyrażenie, będzie usuwana.

Brak

Lovins Stemmer, Dawson Stemmer, Xerox Stemmer

Dodatkowe paczki:

pandas: import pandas as pd

word tokenize: from nltk.tokenize import word tokenize

Używane dane

SMSSpamCollection — PUBLICZNA KOLEKCJA SMS SKŁADAJĄCA SIĘ Z DWÓCH KOLUMN, GDZIE PIERWSZA ("HAM"/"SPAM") OZNACZA CZY JEST TO SPAM, BĄDŹ NIE, NATOMIAST DRUGA ZAWIERA SAMĄ TREŚĆ WIADOMOŚCI

HTTPS://ARCHIVE-BETA.ICS.UCI.EDU/ML/DATASETS/SMS+SPAM+COLLECTION

Została ona dostosowana za pomocą pakietu PANDAS. Szczegóły poniżej.

Eksperymenty

Do pobrania danych z pliku zostało użyta funkcja READ CSV z pakietu PANDAS

```
df = pd.read_csv("SMSSpamCollection", delimiter='\t', names=['ID',
'MESSAGE'])
```

Następnie została odseparowana sama kolumna, w której znajdowały się same treści wiadomości, potem poszczególne linie, a z nich wyrazy

```
tresc = df['MESSAGE']
all_words = []
for t in tresc:
   words = word_tokenize(t)
   for w in words:
      all_words.append(w)
```

Kolejnym krokiem było wyłączenie powtarzających się wyrazów za pomocą NLTK.FREQDIST, najczęściej powtarzających się wyrazów, które nie oferują zbyt wiele informacji z użyciem NLTK.CORPUS.STOPWORDS('ENGLISH') oraz upewnienie się, że wyrazy zawierają wyłącznie litery i są długości przynajmniej czterech liter

```
all_words = nltk.FreqDist(all_words)
all_words = [x for x in all_words if x not in
set(nltk.corpus.stopwords.words('english')) and x.isalpha() and len(x) > 3]
```

Ostatnim krokiem była stematyzacja naszego zbioru za pomocą wyżej wymienionych narzędzi

```
print('Liczba słów: {}'.format(len(all_words)))
print("{0:20}{1:20}{2:20}{3:20}{4:20}{5:20}".format("Word", "Porter
Stemmer", "Lancaster Stemmer", "Snowball Stemmer", "Krovetz Stemmer",
"Regexp Stemmer"))
for w in all_words:
print("{0:20}{1:20}{2:20}{3:20}{4:20}{5:20}".format(w,porter.stem(w),lancaster.stem(w),snowballeng.stem(w),krovetz.stem(w),regexp.stem(w)))
```

A tak prezentują się wybrane wyniki na naszych danych

	, , , ,	,	,		
Liczba słów: 78	32				
Word	Porter Stemmer	Lancaster Stemmer	Snowball Stemmer	Krovetz Stemmer	Regexp Stemme
call	call	cal	call	call	call
know	know	know	know	know	know
like	like	lik	like	like	lik
come	come	com	come	come	com
time	time	tim	time	time	tim
want	want	want	want	want	want
Call	call	cal	call	call	Call
home	home	hom	home	home	hom
going	go	going	go	go	go
send	send	send	send	send	send
good	good	good	good	good	good
need	need	nee	need	need	need
love	love	lov	love	love	lov
back	back	back	back	back	back
still	still	stil	still	still	still
text	text	text	text	text	text
later	later	lat	later	later	later

Analiza

W celu przeprowadzenia analizy pogrupowałem użyte stematyzatory w pary i następnie porównałem je ze sobą.

W tym celu utworzyłem listy zawierające dane słowa po procesie stematyzacji

```
porownarka = []
ifor w in all_words:
    temp = [porter.stem(w),lancaster.stem(w),snowballeng.stem(w),krovetz.stem(w),regexp.stem(w)]
    print("{0:20}{1:20}{2:20}{5:20}{4:20}{5:20}".format(w,porter.stem(w),lancaster.stem(w),snowballeng.stem(w),krovetz.stem(w),regexp.stem(w)))
    porownarka.append(temp)
```

Dalszym moim posunięciem było stworzenie dwuwymiarowej tablicy (listy), w celu umieszczenia w niej liczby słów, które dane stematyzatory zmieniły (bądź zostawiły) w taki sam sposób

```
pary = []
for x in range(5):
    col = []
    for y in range(5):
        col.append(0)
    pary.append(col)

for word in porownarka:
    for w in range(0,5):
        if word[0] == word[w]:
            pary[0][w]+=1
        if word[1] == word[w]:
            pary[1][w]+=1
        if word[2] == word[w]:
            pary[2][w]+=1
        if word[3] == word[w]:
            pary[3][w]+=1
        if word[4] == word[w]:
            pary[4][w]+=1
```

Podzielenie wyników na liczbę wszystkich badanych słów, by otrzymać skalę procentową i wyświetlenie rezultatów

```
for x in range(5):
    for y in range(5):
        pary[x][y] /= len(all_words)

print("")
print("{:8}".format("Stemmatyzer Porter Lancaster Snowball Krovetz Re-gexp"))
nazwy = ["Porter", "Lancaster", "Snowball", "Krovetz", "Regexp"]

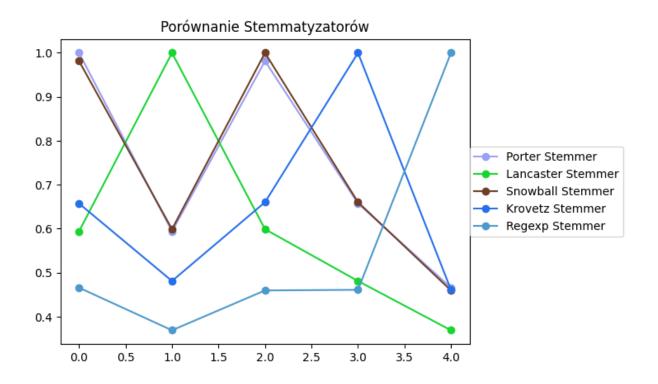
i = 0
for row in pary:
    print("{:8}".format(nazwy[i]), end=" ")
    for col in row:
        print("{:8.3f}".format(col), end=" ")
    print("")
    i+=1
```

```
Stemmatyzer Porter Lancaster Snowball Krovetz Regexp
Porter
            1.000
                      0.594
                                0.981
                                          0.657
                                                   0.466
             0.594
                                 0.599
                                                    0.369
Lancaster
                       1.000
                                           0.481
Snowball
            0.981
                      0.599
                                1.000
                                          0.660
                                                   0.460
Krovetz
            0.657
                      0.481
                                0.660
                                          1.000
                                                   0.461
            0.466
                      0.369
                                0.460
                                          0.461
                                                   1.000
Regexp
```

Na podstawie zebranych danych można również stworzyć wykres za pomocą PYPLOT z PAKIETU MATPLOTLIB.PYPLOT, pomocne w tym będzie również NUMPY

```
fig = plt.figure(1)
nazwy = ["Porter Stemmer","Lancaster Stemmer", "Snowball Stemmer", "Krovetz
Stemmer", "Regexp Stemmer"]
plt.title("Porównanie Stemmatyzatorów")
x = np.array(range(0,5))
for i, array in enumerate(pary):
    plt.plot(x, array, color = np.random.rand(3, ), marker = "o", label =
nazwy[i])

plt.legend(loc = "center left", bbox_to_anchor=(1, 0.5), borderaxespad=0.)
fig.savefig('wykres', bbox_inches='tight')
plt.show()
```



Wyniki są w większości takie, jakich powinniśmy się spodziewać. Lancaster Stemmer często działa zbyt nadgorliwie, przez co dane słowo traci swoje oryginalne znaczenie lub całkowicie. Regexp Stemmer działa według podanych mu instrukcji. Stemmery Porter oraz Snowball mają wysoki współczynnik podobieństwa rezultatów (~98%), co nie jest zaskoczeniem, gdyż są dziełem jednego twórcy. Porter, Snowball i Krovetz Stemmer to grupa, która wykazuje wyższe od reszty testowanych stemmerów podobieństwa otrzymanych rezultatów (~65%).