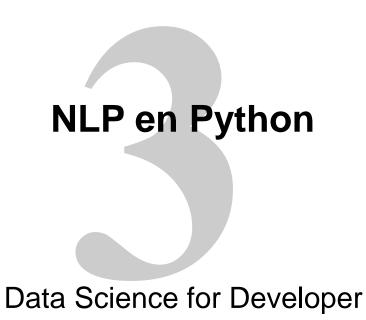


Capítulo 3: NLP en Python

Capítulo 4: Django Web Framework



Objetivos

- Explicar el concepto de Natural Language Processing (NLP).
- Identificar las técnicas de NLP.
- Aplicar una metodología de Data Science.
- Aplicar NLP usando NLTK y Scikit-learn.

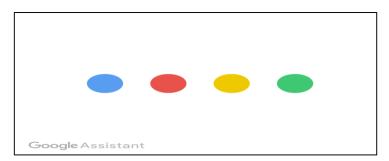


Agenda

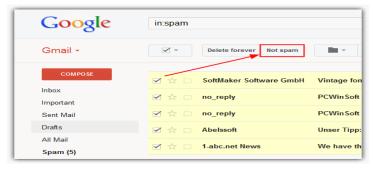
- Algunos usos de NLP
- ¿Qué es NLP?
- Técnicas de NLP
- Frameworks NLP
- Natural Language Toolkit (NLTK)
- Expresiones Regulares en Python
- Scikit-learn
- TF-IDF en Scikit-learn
- Similitud de documentos usando Distancia Coseno



Algunos usos de NLP



Asistente Digital



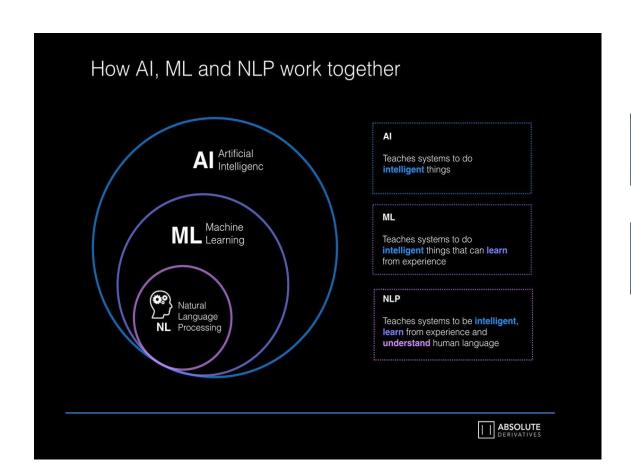
Filtro Spam



Traductor



¿Qué es NLP?



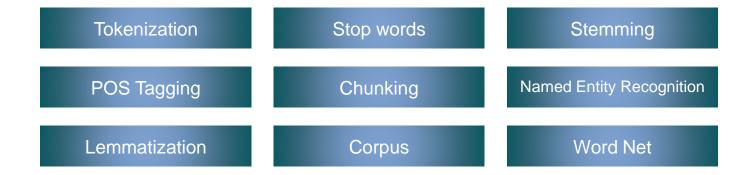
NLP = Natural Language
Processing

VS

NLP = Neuro linguistic programming



Técnicas de NLP

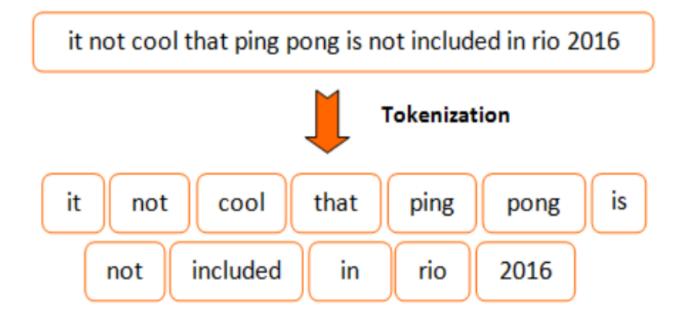


Fuente:

https://towardsdatascience.com/introducing-natural-language-processing-nlp-series-2-covering-essentials-of-nlp-phase-1-3a8d2efd8699



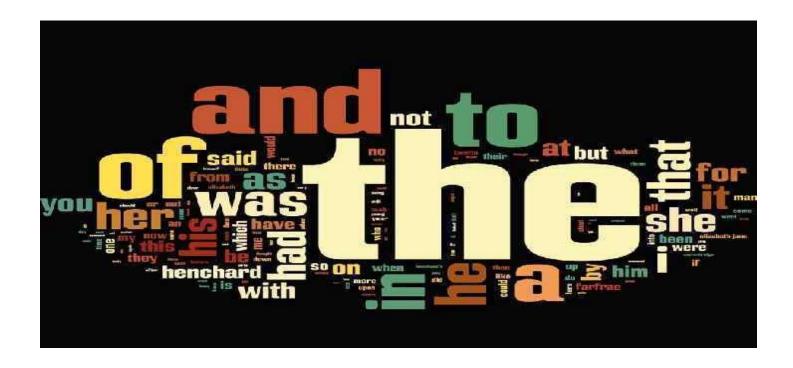
Tokenization



https://hackernoon.com/nlp-101-topic-modeling-for-humans-part-1-a030e8155584



Stopwords



https://towardsdatascience.com/introducing-natural-language-processing-nlp-series-2-covering-essentials-of-nlp-phase-1-3a8d2efd8699

Stemming

Sample text: Such an analysis can reveal features that are not easily visible from the variations in the individual genes and can lead to a picture of expression that is more biologically transparent and accessible to interpretation

Lovins stemmer: such an analys can reve featur that ar not eas vis from th vari in th individu gen and can lead to a pictur of expres that is mor biolog transpar and acces to interpres

Porter stemmer: such an analysi can reveal featur that ar not easili visibl from the variat in the individu gene and can lead to a pictur of express that is more biolog transpar and access to interpret

Paice stemmer: such an analys can rev feat that are not easy vis from the vary in the individ gen and can lead to a pict of express that is mor biolog transp and access to interpret Se identifican elementos esenciales de las palabras (raíces).

https://nlp.stanford.edu/IR-book/html/htmledition/stemming-and-lemmatization-1.html



Existen muchos Frameworks de NLP en Python













https://www.kdnuggets.com/2018/07/comparison-top-6-python-nlp-libraries.html



Intro



- Soporte multi idioma.
- No tan popular como otros frameworks.
- Comunidad reducida.
- https://pypi.org/project/polyglot/



Funciones(1)



Detección de Idioma

```
text = Text("Bonjour, Mesdames.")
print("Language Detected: Code={}, Name={}\n".format(text.language.code, text.language.name))
Language Detected: Code=fr, Name=French
```

Tokenizar

```
zen = Text("Beautiful is better than ugly. "
           "Explicit is better than implicit. "
           "Simple is better than complex.")
print(zen.words)
[u'Beautiful', u'is', u'better', u'than', u'ugly', u'.', u'Explicit',
```

Funciones(2)

♠ polyglot

Detección de Idioma

```
text = Text(u"O primeiro uso de desobediência civil em massa ocorreu em setembro de 1906.")
print("{:<16}{}".format("Word", "POS Tag")+"\n"+"-"*30)
for word, tag in text.pos_tags:
    print(u"{:<16}{:>2}".format(word, tag))
```

Tokenizar

```
POS Tag
Word
                DET
primeiro
                ADJ
                NOUN
uso
                ADP
desobediência
                NOUN
civil
                ADJ
                ADP
                NOUN
massa
ocorreu
                ADJ
                ADP
setembro
                NOUN
                ADP
1906
                NUM
                PUNCT
```

Funciones(3)

♠ polyglot

Detección de Idioma

```
word = Text("Preprocessing is an essential step.").words[0]
print(word.morphemes)

[u'Pre', u'process', u'ing']
```

Tokenizar

```
from polyglot.transliteration import Transliterator
transliterator = Transliterator(source_lang="en", target_lang="ru")
print(transliterator.transliterate(u"preprocessing"))

препрокессинг
```

Intro

Pattern

- Web miner.
- Existe soporte NLP aunque es un extra.
- No hay soporte para Python 3.
- Soporte limitado de idiomas.
- https://www.clips.uantwerpen.be/pattern



Funciones(1)

Pattern

POS tagger

```
>>> from pattern.en import parse
>>>
>>> s = 'The mobile web is more important than mobile apps.'
>>> s = parse(s, relations=True, lemmata=True)
>>> print s
'The/DT/B-NP/O/NP-SBJ-1/the mobile/JJ/I-NP/O/NP-SBJ-1/mobile' ...
```

Búsqueda de patrones

```
>>> from pattern.en import parsetree
>>> from pattern.search import search
>>>
>>> s = 'The mobile web is more important than mobile apps.'
>>> s = parsetree(s, relations=True, lemmata=True)
>>>
>>> for match in search('NP be RB?+ important than NP', s):
>>> print match.constituents()[-1], '=>', \
>>> match.constituents()[0]
Chunk('mobile apps/NP') => Chunk('The mobile web/NP-SBJ-1')
```

Funciones(2)

Pattern

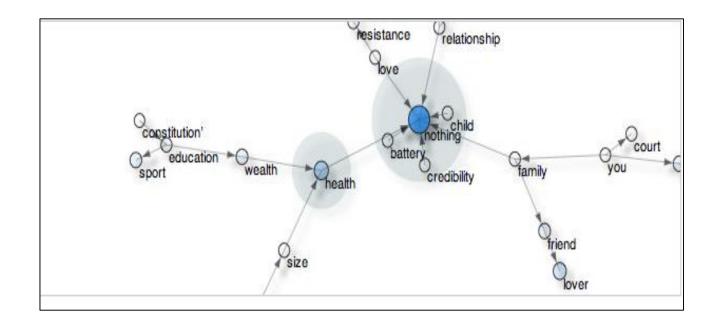
POS tagger

Búsqueda de patrones

```
import Twitter
>>> from pattern.web
>>> from pattern.en
                        import tag
>>> from pattern.vector import KNN, count
>>>
>>> twitter, knn = Twitter(), KNN()
>>>
>>> for i in range(1, 10):
        for tweet in twitter.search('#win OR #fail', start=i, count=100):
>>>
            s = tweet.text.lower()
>>>
            p = '#win' in s and 'WIN' or 'FAIL'
>>>
           v = tag(s)
>>>
            v = [word for word, pos in v if pos == 'JJ'] # JJ = adjective
>>>
           v = count(v)
>>>
           if v:
>>>
>>>
                knn.train(v, type=p)
>>>
>>> print knn.classify('sweet potato burger')
>>> print knn.classify('stupid autocorrect')
'WIN'
'FAIL'
```

Funciones(3)

Pattern





Intro



- Soporta grandes cantidades de datos.
- Soporta Deep learning.
- No soporta el stack completo de NLP.
- https://radimrehurek.com/gensim/





Tokenización

```
>>> from pprint import pprint # pretty-printer
>>> from collections import defaultdict
>>>
>>> # remove common words and tokenize
>>> stoplist = set('for a of the and to in'.split())
>>> texts = [[word for word in document.lower().split() if word not in stoplist]
>>>
             for document in documents]
>>> # remove words that appear only once
>>> frequency = defaultdict(int)
>>> for text in texts:
       for token in text:
           frequency[token] += 1
>>>
>>>
>>> texts = [[token for token in text if frequency[token] > 1]
            for text in texts]
>>>
>>> pprint(texts)
[['human', 'interface', 'computer'],
['survey', 'user', 'computer', 'system', 'response', 'time'],
['eps', 'user', 'interface', 'system'],
 ['system', 'human', 'system', 'eps'],
 ['user', 'response', 'time'],
 ['trees'],
 ['graph', 'trees'],
 ['graph', 'minors', 'trees'],
 ['graph', 'minors', 'survey']]
```

Funciones(2)



Tokenización

```
>>> sims = sorted(enumerate(sims), key=lambda item: -item[1])
>>> print(sims) # print sorted (document number, similarity score) 2-tuples
[(2, 0.99844527), # The EPS user interface management system
(0, 0.99809301), # Human machine interface for lab abc computer applications
(3, 0.9865886), # System and human system engineering testing of EPS
(1, 0.93748635), # A survey of user opinion of computer system response time
(4, 0.90755945), # Relation of user perceived response time to error measurement
(8, 0.050041795), # Graph minors A survey
(7, -0.098794639), # Graph minors IV Widths of trees and well quasi ordering
(6, -0.1063926), # The intersection graph of paths in trees
(5, -0.12416792)] # The generation of random binary unordered trees
```



Funciones(3)



Tokenización

```
>>> # extract 400 LSI topics; use the default one-pass algorithm
>>> lsi = gensim.models.lsimodel.LsiModel(corpus=mm, id2word=id2word, num_topics=400)
>>>
>>> # print the most contributing words (both positively and negatively) for each of the first ten topics
>>> lsi.print_topics(10)
topic #0(332.762): 0.425*"utc" + 0.299*"talk" + 0.293*"page" + 0.226*"article" + 0.224*"delete" + 0.216*"distopic #1(201.852): 0.282*"link" + 0.209*"he" + 0.145*"com" + 0.139*"his" + -0.137*"page" + -0.118*"delete" + topic #2(191.991): -0.565*"link" + -0.241*"com" + -0.238*"blacklist" + -0.202*"diff" + -0.193*"additions" + topic #3(141.284): -0.476*"image" + -0.255*"copyright" + -0.245*"fair" + -0.225*"use" + -0.173*"album" + -0. topic #4(130.909): 0.264*"population" + 0.246*"age" + 0.243*"median" + 0.213*"income" + 0.195*"census" + -0. topic #5(120.397): 0.304*"diff" + 0.278*"utc" + 0.213*"you" + -0.171*"additions" + 0.165*"talk" + -0.159*"in topic #6(115.414): -0.362*"diff" + -0.203*"www" + 0.197*"you" + -0.180*"undo" + -0.180*"kategori" + 0.164*"utopic #7(111.440): 0.429*"kategori" + 0.276*"categoria" + 0.251*"category" + 0.207*"kategorija" + 0.198*"katetopic #8(109.907): 0.385*"album" + 0.224*"song" + 0.209*"chart" + 0.204*"band" + 0.169*"released" + 0.151*"n topic #9(102.599): -0.237*"league" + -0.214*"he" + -0.180*"season" + -0.174*"football" + -0.166*"team" + 0.1
```

spaCy Intro

- El framework más rápido.
- Muy fácil de usar.
- Soporte reducido para idiomas como castellano.
- Buena documentación.
- https://spacy.io/

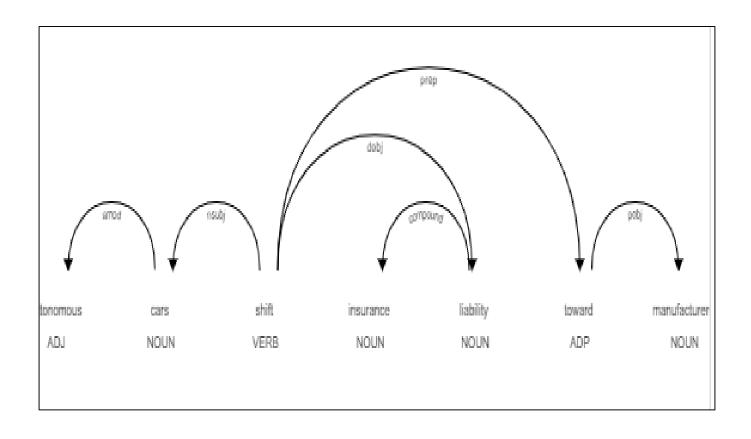


Funciones (1)

spaCy

Funciones (2)

spaCy



spacy Funciones (3)

```
Editable code example (experimental)
                                                         v2.0.18 · Python 3 · via Binder
import spacy
nlp = spacy.load('en_core_web_sm')
doc = nlp(u'Apple is looking at buying U.K. startup for $1 billion')
for ent in doc.ents:
    print(ent.text, ent.start_char, ent.end_char, ent.label_)
RUN
Apple 0 5 ORG
U.K. 27 31 GPE
$1 billion 44 54 MONEY
```

Funciones (4)

spaCy

```
import spacy
from spacy.matcher import Matcher
nlp = spacy.load('en_core_web_sm')
matcher = Matcher(nlp.vocab)
# add match ID "HelloWorld" with no callback and one pattern
pattern = [{'LOWER': 'hello'}, {'IS_PUNCT': True}, {'LOWER': 'world'}]
matcher.add('HelloWorld', None, pattern)
doc = nlp(u'Hello, world! Hello world!')
matches = matcher(doc)
for match_id, start, end in matches:
   string_id = nlp.vocab.strings[match_id] # get string representation
   span = doc[start:end] # the matched span
   print(match id, string id, start, end, span.text)
RUN
15578876784678163569 HelloWorld 0 3 Hello, world
```

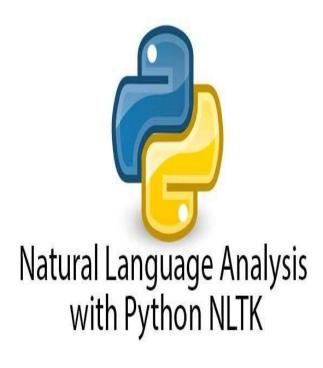
Ejercicio Nº 3.1: spaCy

Al finalizar el laboratorio, el alumno logrará:

 Demostrar competencias básicas en uso de un framework NLP.

Natural Language Analysis Toolkit (NLTK)

- Desarrollado el año 2001 por la University of Pennsylvania.
- Académico, bueno para aprender NLP.
- Diseñado para Python con los siguientes objetivos:
 - Simple
 - Consistente
 - Extendible
 - Modular
- https://www.nltk.org/



NLTK - Algunos Usos

Tokenizar

```
>>> import nltk
>>> sentence = """At eight o'clock on Thursday morning
... Arthur didn't feel very good."""
>>> tokens = nltk.word_tokenize(sentence)
>>> tokens
['At', 'eight', "o'clock", 'on', 'Thursday', 'morning',
'Arthur', 'did', "n't", 'feel', 'very', 'good', '.']
```

Entidades

https://www.nltk.org

Arbol de estructuras

```
>>> from nltk.corpus import treebank
>>> t = treebank.parsed_sents('wsj_0001.mrg')[0]
>>> t.draw()

NP NNP NNP NNP NNP JJ WII VB NP PP.CLR NP.TMP
Plerre Vinken CD NNS old join DT NN IN NP NNP CD
61 years the board as DT JJ NN Nov. 29
a nonexecutive director
```



NLTK - Stopwords

```
# Excluir los llamados stopwords
import nltk
from nltk.corpus import stopwords
print (stopwords.words("spanish"))
```

['de', 'la', 'que', 'el', 'en', 'y', 'a', 'los', 'del', 'se', 'las', 'por', 'un', 'para', 'con', 'no', 'una', 'su', 'al', 'lo', 'como', 'más', 'pero', 'sus', 'le', 'ya', 'o', 'este', 'sí', 'porque', 'esta', 'entre', 'cuando', 'muy', 'sin', 'sobre', 'tambi én', 'me', 'hasta', 'hay', 'donde', 'quien', 'desde', 'todo', 'nos', 'durante', 'todos', 'uno', 'les', 'ni', 'contra', 'otros', 'ese', 'eso', 'ante', 'ellos', 'e', 'esto', 'mí', 'antes', 'algunos', 'qué', 'unos', 'yo', 'otro', 'otras', 'otra', 'él', 'tant o', 'esa', 'estos', 'mucho', 'quienes', 'nada', 'muchos', 'cual', 'poco', 'ella', 'estar', 'estas', 'algunas', 'algo', 'nosotro s', 'mi', 'mis', 'tú', 'te', 'ti', 'tu', 'tus', 'ellas', 'nosotras', 'vosostros', 'vosostras', 'os', 'mío', 'mía', 'míos', 'mía s', 'tuyo', 'tuya', 'tuyos', 'tuyas', 'suyo', 'suya', 'suyos', 'suyas', 'nuestro', 'nuestra', 'nuestros', 'nuestras', 'vuestr o', 'vuestra', 'vuestros', 'vuestras', 'esos', 'esas', 'estoy', 'estás', 'está', 'estamos', 'estáis', 'están', 'esté', 'estés', 'estemos', 'estéis', 'estén', 'estaré', 'estarás', 'estará', 'estaremos', 'estaréis', 'estarán', 'estaría', 'estarías', 'estarí amos', 'estaríais', 'estarían', 'estaba', 'estabas', 'estábamos', 'estabais', 'estaban', 'estuve', 'estuviste', 'estuvo', 'estu vimos', 'estuvisteis', 'estuvieron', 'estuviera', 'estuvieras', 'estuviéramos', 'estuvierais', 'estuvieran', 'estuviese', 'estu vieses', 'estuviésemos', 'estuvieseis', 'estuviesen', 'estando', 'estado', 'estada', 'estados', 'estadas', 'estad', 'he', 'ha s', 'ha', 'hemos', 'habéis', 'han', 'haya', 'hayas', 'hayamos', 'hayáis', 'hayan', 'habré', 'habrás', 'habremos', 'hab réis', 'habrán', 'habría', 'habrías', 'habríamos', 'habríais', 'habrían', 'había', 'habías', 'habíamos', 'habíais', 'habían', 'hube', 'hubiste', 'hubo', 'hubimos', 'hubisteis', 'hubieron', 'hubiera', 'hubieras', 'hubiéramos', 'hubierais', 'hubieran', 'h ubiese', 'hubieses', 'hubiésemos', 'hubieseis', 'hubiesen', 'habiendo', 'habido', 'habida', 'habidos', 'habidas', 'soy', 'ere s', 'es', 'somos', 'sois', 'son', 'sea', 'seas', 'seamos', 'seáis', 'sean', 'seré', 'serás', 'será', 'seremos', 'seréis', 'será n', 'sería', 'serías', 'seríamos', 'seríais', 'serían', 'era', 'eras', 'éramos', 'erais', 'eran', 'fui', 'fuiste', 'fue', 'fuim os', 'fuisteis', 'fueron', 'fuera', 'fueras', 'fuéramos', 'fuerais', 'fueran', 'fuese', 'fueses', 'fuésemos', 'fueseis', 'fuese n', 'sintiendo', 'sentido', 'sentida', 'sentidos', 'sentidas', 'siente', 'sentid', 'tengo', 'tienes', 'tiene', 'tenemos', 'tené is', 'tienen', 'tenga', 'tengas', 'tengamos', 'tengáis', 'tengan', 'tendré', 'tendrás', 'tendrá', 'tendremos', 'tendréis', 'ten drán', 'tendría', 'tendrías', 'tendríamos', 'tendríais', 'tendrían', 'tenía', 'tenías', 'teníamos', 'teníais', 'tenían', 'tuv e', 'tuviste', 'tuvo', 'tuvimos', 'tuvisteis', 'tuvieron', 'tuviera', 'tuvieras', 'tuviéramos', 'tuvierais', 'tuvieran', 'tuvie se', 'tuvieses', 'tuviésemos', 'tuvieseis', 'tuviesen', 'teniendo', 'tenido', 'tenida', 'tenidos', 'tenidas', 'tened']

Expresiones Regulares en Python

- Es una herramienta poderosa incorporada en Python para encontrar patrones en un texto y realizar operaciones sobre el mismo.
- Usos:
 - If then: se cumplen condiciones, realizar una operación
 - Data Cleaning
 - Reemplazo de caracteres
 - Ajustes según necesidad

```
# Probar con expresiones regulares
import re
#Solo quiero letras
letras = re.sub("[^a-zA-ZáóéíúñÑ]", " ", desc[1] )
print (letras)

Principales Funciones Responsable de los procesos de selección de mandos medios y gerenciales Responsable de la mejora co
ntinua en los procesos de reclutamiento administrativo Gestionar los procesos de desarrollo organizacional y líneas de carre
ra Requisitos Bachiller Titulado en psicología Mandatorio Experiencia mínima de años en selección especialmente g
erencialy mandos medios Experiencia en headhunting Experiencia en evaluación de candidatos psicológicas y por competenci
as El contenido de este aviso es de propiedad del anunciante Los requisitos de la posición son definidos y administrados po
r el anunciante sin que Bumeran sea responsable por ello
```

Scikit-learn

- Librería de machine learning para Python.
- Incluye todos los algoritmos principales de regresión, clasificación y clustering.
- https://scikit-learn.org/stable/





TF-IDF en Scikit-learn

- Term Frequency: a más frecuencia de términos, mayor el score.
- Inverse Document Frequency: cuanto más raro el término, mayor el score.

```
from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer
tfidf_vectorizer = TfidfVectorizer()
tfidf_matrix = tfidf_vectorizer.fit_transform(desc_limpio)
print (tfidf_matrix.shape)
(12659, 32303)
```

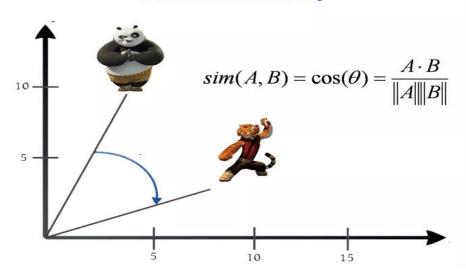
Entrenamiento del modelo a partir de las palabras en la colección de documentos usando TF-IDF

https://www.kdnuggets.com/2018/08/wtf-tf-idf.html



Similitud de documentos usando Distancia Coseno

Cosine Similarity



```
#obtener el nombre del documento y crear un dataframe
res = cosine_similarity(tfidf_matrix2, tfidf_matrix, True)
res = res[0]

res

array([0.01664071, 0.05082784, 0.02006109, ..., 0.06865837, 0.01540713, 0.04398107])
```

- http://techinpink.com/2017/08/04/implementing-similarity-measures-cosine-similarity-versus-jaccardsimilarity/
- http://blog.christianperone.com/2011/09/machine-learning-text-feature-extraction-



Ejercicio Nº 3.2: NLTK y scikit-learn

Al finalizar el laboratorio, el alumno logrará:

 Ejecutar un caso de NLP centrado en encontrar la similitud entre un CV y perfil laboral usando NLTK y scikit-learn.

Lecturas Adicionales

Para obtener información adicional, puede consultar los siguientes enlaces:

- https://towardsdatascience.com/a-practitioners-guide-tonatural-language-processing-part-i-processingunderstanding-text-9f4abfd13e72
- https://towardsdatascience.com/how-to-get-started-in-nlp-6a62aa4eaeff



Resumen

En este capítulo, usted aprendió que:

- NLP es una rama de inteligencia artificial, que le da a una máquina la capacidad de entender el lenguaje humano.
- Existen distintas aplicaciones en la industria de NLP.
 Además, se ha profundizado la clasificación de documentos usando librerías para Python: NLTK y scikit-learn.

Tarea No 3: NLP – casos de uso

Investigar otro caso de uso de NLP y enviar un informe de dos hojas máximo.

- Elegir un caso (no similitud de documentos)
 - Asistente chatbot
 - Filtro spam
 - Buscador de lenguaje natural
 - Otro
- Contexto del caso
- Aplicación en la industria
- Técnicas de NLP usadas

Enviar por correo al instructor.

