Processamento de Linguagem Natural

Prof. Henrique Batista da Silva

Agenda

- Tokenizando texto em palavras e n-gramas (tokens)
- Como lidar com pontuação e emoticons fora do padrão de como postagens nas redes sociais.
- Compactando vocabulário com stemming e lematização
- Construindo uma representação vetorial de uma instrução

Construindo um vocabulário com tokenizador

- Primeiro passo para um sistema de NLP é um bom vocabulário
- Aqui iremos estudar algoritmos para separar uma string em palavras em pares, triplas, quádruplas e até quíntuplas. Estes pedaços são chamados de n-grams (n é igual ao tamanho dos pedaços)

 O uso de n-grams permite que sua máquina saiba sobre "ice cream", bem como os "ice" e "cream".

 No processamento de linguagem natural, compor um vetor numérico a partir de texto é um processo de extração de features "com perdas".

 No entanto, o bag-of-words (BOW), retêm o conteúdo de informações do texto suficiente para produzir modelos úteis de aprendizado de máquina.

- A tokenização é um tipo específico de segmentação de documento. A segmentação divide o texto em pedaços ou segmentos menores.
- A segmentação pode incluir a quebra de um documento em parágrafos, parágrafos em sentenças, frases em tokens (geralmente palavras) e pontuação.

- Em compiladores, um tokenizador usado para compilar linguagens de computador é chamado de lexer.
- O vocabulário (o conjunto de todos os tokens válidos) para uma linguagem de computador é de léxico.

- Para um sistema de NLP, temos (equivalente aos compiladores):
 - Tokenizador: scanner, lexer, analisador lexical
 - Vocabulário: léxico
 - Analisador: compilador
 - token, termo, palavra ou n-gram: token, símbolo ou símbolo terminal

- A tokenização é a primeira etapa de um pipeline de NLP.
- Objetivo: dividir dados não estruturados (texto em linguagem natural) em chunks de informação discretos.
- Essas contagens de ocorrências de tokens em um documento podem ser usadas diretamente como um vetor que representa este documento

 Ideia: transforma uma sequência não estruturada (documento textual) em uma estrutura de dados numérico adequada para aprendizado de máquina.

 Codificação: A maneira mais simples de tokenizar uma frase é usar espaços em branco em uma string como o "delimitador" das palavras (próximo slide).

```
>>> sentence = """Thomas Jefferson began building Monticello at the
      age of 26."""
>>> sentence.split()
['Thomas',
 'Jefferson',
 'began',
 'building',
 'Monticello',
 'at',
 'the',
 'age',
 'of',
 '26.']
```



 Podemos agora criar uma representação vetorial numérica para cada palavra. Uma sequência desses vetores captura completamente o texto do documento original em uma tabela de números.

 Assim, resolvemos p primeiro problema da NLP, transformar palavras em números:

```
import numpy as np
sentence = """Thomas Jefferson began building Monticello at the age of 26."""
token_sequence = str.split(sentence)
vocab = sorted(set(token_sequence))
', '.join(vocab)
num_tokens = len(token_sequence)
vocab size = len(vocab)
onehot vectors = np.zeros((num tokens, vocab size), int)
for i, word in enumerate(token sequence):
    onehot_vectors[i, vocab.index(word)] = 1
    ' '.join(vocab)
print(onehot vectors)
```

```
import numpy as np
import pandas as pd
sentence = """Thomas Jefferson began building Monticello at the age of 26.
token sequence = str.split(sentence)
vocab = sorted(set(token_sequence))
', '.join(vocab)
num tokens = len(token sequence)
vocab_size = len(vocab)
onehot vectors = np.zeros((num tokens, vocab size), int)
for i, word in enumerate(token sequence):
    onehot vectors[i, vocab.index(word)] = 1
    ' '.join(vocab)
print(onehot vectors)
print(pd.DataFrame(onehot vectors, columns=vocab))
```

Permite atribuir rótulos de cada coluna

26.	Jefferson	Monticello	Thomas	age	at	began	building	of	the	
0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
4	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
7	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
9	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Nesta representação do seu documento, cada linha é um vetor para uma única palavra (veja o exemplo destacado para a palavra "age").

Podemos usar o vetor [0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0] para representar a palavra "age" no pipeline.

Um "1" em uma coluna indica uma palavra de vocabulário que estava presente nessa posição no documento.



- Até aqui criamos uma representação com apenas um único documento (a frase utilizada)
- Para ficar mais clara a ideia de bag-of-words precisamos trabalhar com vários documentos para termos um vocabulário (conjunto de palavras) significativamente maior.

 Vamos agrupar em um DataFrame do Pandas para poder adicionar mais frases ao "corpus" de vetor binário de textos sobre Thomas Jefferson.

```
import numpy as np
import pandas as pd

sentence = """Thomas Jefferson began building Monticello at the age of 26."""

df = pd.DataFrame(pd.Series(dict([(token, 1) for token in sentence.split()])), columns=['sent']).T

print(df)
```

```
Thomas Jefferson began building Monticello at the age of 26. sent 1 1 1 1 1 1 1 1 1
```

Observe o resultado com todos os valores 1 para o primeiro documento (sentença). Isto ocorre porque nosso vocabulário está limitado (por enquanto) à apenas uma única sentença.



- Vamos adicionar mais alguns textos ao seu corpus para ver como um DataFrame se comporta.
- Um DataFrame indexa as colunas (documentos) e as linhas (palavras), para que possa ser um "índice invertido" para recuperação de documentos.

```
import numpy as np
import pandas as pd
sentences = """Thomas Jefferson began building Monticello at the age of 26.\n"""
sentences += """Construction was done mostly by local masons and carpenters.\n""
sentences += """He moved into the South Pavilion in 1770.\n"""
sentences += """Turning Monticello into a neoclassical masterpiece was Jefferson's obsession."
corpus = \{\}
for i, sent in enumerate(sentences.split('\n')):
    corpus['sent{}'.format(i)] = dict((tok, 1) for tok in sent.split())
df = pd.DataFrame.from records(corpus).fillna(0).astype(int).T
print(df[df.columns[:]])
```

	Thomas	Jefferson	began	• • •	masterpiece	Jefferson's	obsession.
sent0	1	1	1		0	0	0
sent1	0	0	0		0	0	0
sent2	0	0	0		0	0	0
sent3	0	0	0		1	1	1

[4 rows x 32 columns]

Observe o resultado (várias colunas foram omitidas). Cada documento (sentença) possui apenas o valor "1" na posição do vocabulário em que há ocorrência daquela palavra.

Observe que a dimensão do vetor é 32.



- Na resposta anterior, notamos pouca sobreposição no uso de palavras para os documentos (poucas palavras aparecem em mais de uma sentença).
- Agora iremos calcular essa sobreposição no pipeline para comparar documentos ou procurar documentos semelhantes, contando o número de tokens sobrepostos usando um produto escalar.

Produto escalar

Produto escalar

- O produto escalar utiliza vetores de dimensões (tamanhos) iguais.
- Sua operação produz um único valor escalar como saída.
- O valor escalar gerado pelo produto escalar pode ser calculado multiplicando todos os elementos de um vetor por todos os elementos de um segundo vetor.

Produto escalar

Medindo o overlap entre bag-of-words

- Se pudermos medir a sobreposição de um conjunto de palavras para dois vetores, podemos obter uma boa estimativa de quão similares elas são.
- E esta é uma boa estimativa de quão similares elas são no significado.

Overlap entre bag-of-words

```
import numpy as np
import pandas as pd
sentences = """Thomas Jefferson began building Monticello at the age of 26.\n"""
sentences += """Construction was done mostly by local masons and carpenters.\n"""
sentences += """He moved into the South Pavilion in 1770.\n"""
sentences += """Turning Monticello into a neoclassical masterpiece was Jefferson's obsession."""
corpus = {}
for i, sent in enumerate(sentences.split('\n')):
    corpus['sent{}'.format(i)] = dict((tok, 1) for tok in sent.split())
df = pd.DataFrame.from records(corpus).fillna(0).astype(int).T
                                                       Medindo a sobreposição
df = df.T
print(df.sent0.dot(df.sent1))
                                                       (overlap) entre a sentença 0 e
print(df.sent0.dot(df.sent2))
                                                       a sentença 1
print(df.sent0.dot(df.sent3))
                                                       Veja a resposta.
```

Medindo o overlap entre bag-of-words

- Veja que um palavra foi usada em sent0 e sent2 (resposta 1).
- Da mesma forma, uma das palavras do vocabulário foi usada em sent0 e sent3.
- Essa sobreposição de palavras é uma medida de similaridade.
- A frase sent1 foi a única que não mencionou Jefferson ou Monticello diretamente, mas usou um conjunto de palavras completamente diferente.

Medindo o overlap entre bag-of-words

 Então, vamos a uma maneira de encontrar a palavra que é compartilhada por sent0 e sent3:

Overlap entre bag-of-words

```
import numpy as np
import pandas as pd
sentences = """Thomas Jefferson began building Monticello at the age of 26.\n"""
sentences += """Construction was done mostly by local masons and carpenters.\n"""
sentences += """He moved into the South Pavilion in 1770.\n"""
sentences += """Turning Monticello into a neoclassical masterpiece was Jefferson's obsession."""
corpus = {}
for i, sent in enumerate(sentences.split('\n')):
    corpus['sent{}'.format(i)] = dict((tok, 1) for tok in sent.split())
df = pd.DataFrame.from records(corpus).fillna(0).astype(int).T
df = df.T
print(df.sent0.dot(df.sent1))
print(df.sent0.dot(df.sent2))
print(df.sent0.dot(df.sent3))
print([(k, v) for (k, v) in (df.sent0 & df.sent3).items() if v])
```

Medindo o overlap entre bag-of-words

- Este modelo visto aqui é uma forma de extração de features de frases.
- Além de produtos escalares, outras operações de vetores podem ser usadas nestes casos: adição, subtração, OR, AND e assim por diante. Ou até mesmo distância euclidiana ou distância dos cossenos entre esses vetores.

Melhorando a extração de tokens

 Agora podemos melhorar a extração de tokens separando melhor as palavras usando expressão regular (até então usamos apenas espaços em branco)

Overlap entre bag-of-words



Melhorando a extração de tokens

 Vamos a mais um exemplo, agora usando a biblioteca NLTK para extração de texto informais (como textos de rede sociais)

Overlap entre bag-of-words



Ampliando o vocabulário com ngrams

- Um n-gram é uma sequência que contém até n elementos que foram extraídos de uma sequência. Em geral, os "elementos" de um ngram podem ser caracteres, sílabas, palavras ou até símbolos como "A", "T", "G" e "C" usados para representar uma sequência de DNA.
- Aqui vamos focar nos n-gram de palavras (e não caractere).

```
import re
from nltk.util import ngrams

sentence = """Thomas Jefferson began building Monticello at the age of 26."""

pattern = re.compile(r"([-\s.,;!?])+")

tokens = pattern.split(sentence)
tokens = [x for x in tokens if x and x not in '- \t\n.,;!?']

print(tokens)

tokens = list(ngrams(tokens, 2))

print(tokens)

Aqui está o tokenizador de 2-gram
```

- Os n-grams s\u00e3o obtidos na lista anterior como tuplas, mas podem ser unidos se voc\u00e0 desejar que todos os tokens do pipeline sejam cadeias de caracteres.
- Isso permitirá que os estágios posteriores do pipeline esperem um tipo de dados consistente como entrada, sequências de strings:

```
import re
from nltk.util import ngrams
sentence = """Thomas Jefferson began building Monticello at the age of 26."""
pattern = re.compile(r''([-\s.,;!?])+")
tokens = pattern.split(sentence)
tokens = [x \text{ for } x \text{ in tokens if } x \text{ and } x \text{ not in '- } t\n.,;!?']
print(tokens)
two_grams = list(ngrams(tokens, 2))
tokens = ["".join(x) for x in two grams]
print(tokens)
```



Stop Words

- Stopwords são palavras comuns em qualquer idioma que ocorram com alta frequência, mas carregam muito menos informações substantivas sobre o significado de uma frase.
- Exemplos (língua inglesa): a, na, the, this, and, or, of, on
- Exemplos (língua portuguesa): a, o, de, do, da, em, etc.

- Stopwords são palavras comuns em qualquer idioma que ocorram com alta frequência, mas carregam muito menos informações substantivas sobre o significado de uma frase.
 - Não são bons discriminadores dos documentos relevantes para uma consulta.
- Exemplos (língua inglesa): a, na, the, this, and, or, of, on
- Exemplos (língua portuguesa): a, o, de, do, da, em, etc.

- Podemos filtrar arbitrariamente um conjunto de stopwords durante a tokenização.
- Aqui utilizamos alguns stopwords que serão ignorados ao percorrer a lista de tokens:

Stop Words

 Para obter uma lista completa de stopwords, a biblioteca NLTK é provavelmente uma lista mais aplicável. Veja a lista a seguir.

Stop Words NLTK

```
import nltk

nltk.download('stopwords')
stop_words = nltk.corpus.stopwords.words('english')

print(len(stop_words))

stopwords = stop_words[:7]
['i', 'me', 'my', 'myself', 'we', 'our', 'ours']
```



Stop Words Sklearn



Normalização do vocabulário

Normalização do vocabulário

- Técnica de redução de vocabulário: normalizar o vocabulário para que tokens que significam algo semelhante sejam combinados em uma única forma normalizada.
- Isso reduz o número de tokens.

Case folding

- A normalização de letras maiúsculas e minúsculas é uma maneira de reduzir o tamanho do seu vocabulário e generalizar o pipeline de NLP.
- Ajuda a consolidar palavras cujo objetivo é significar a mesma coisa (e que são escritas da mesma maneira) sob um único token.

Case folding

- A normalização de letras maiúsculas e minúsculas é uma maneira de reduzir o tamanho do seu vocabulário e generalizar o pipeline de NLP.
- Ajuda a consolidar palavras cujo objetivo é significar a mesma coisa (e que são escritas da mesma maneira) sob um único token.

```
tokens = ['House', 'Visitor', 'Center']
normalized_tokens = [x.lower() for x in tokens]
print(normalized_tokens)
```

Case folding

- Para um mecanismo de pesquisa sem normalização, se pesquisasse "Age", obteria um conjunto de documentos diferente do que se pesquisasse "age".
- Ao normalizar o vocabulário no índice de pesquisa (assim como na consulta), garantimos que os dois tipos de documentos sobre "age" sejam retornados, independentemente da capitalização na consulta do usuário.

- Outra técnica comum de normalização de vocabulário é eliminar as pequenas diferenças de significado
- Ou seja, manter apenas a porção de uma palavra que resta após a remoção de prefixos e sufixos
- A ideia é identificar um radical comum entre as várias formas de uma palavra (radicalização - stemming).
- Por exemplo, as palavras "housing" e "houses" compartilham o mesmo porção, "house".

- O stemming remove sufixos das palavras na tentativa de combinar palavras com significados semelhantes juntos sob o seu radical comum.
- Vamos a uma implementação simples de stemmer em Python puro que pode lidar com "s" à direita (língua inglesa):

```
import re

def stem(phrase):
    return ' '.join([re.findall('^(.*ss|.*?)(s)?$', word)[0][0].strip("'") for word
in phrase.lower().split()])

print(stem('houses'))

print(stem("Doctor House's calls"))
```

- Dois dos algoritmos de stemming mais populares são o Porter e Snowball.
- Esses algoritmos implementam regras mais complexas do uma simples expressão regular. Isso permite que o stemmer lide com as complexidades das regras de ortografia e final de palavras em inglês:

Algoritmo Porter

```
from nltk.stem.porter import PorterStemmer

stemmer = PorterStemmer()

text = ' '.join([stemmer.stem(w).strip("'") for w in "dish washer's washed dishes".split()])

print(text)
```

Saiba mais em: https://github.com/jedijulia/porter-stemmer/blob/master/stemmer.py



- Se tiver acesso a informações sobre conexões entre os significados de várias palavras, é possível associar várias palavras, mesmo que a grafia seja bem diferente.
- Essa normalização que considera semântica de uma palavra seu lema - é chamada lematização.
- Mais precisa do que técnicas anteriores (usa base de conhecimento de sinônimos)

- Alguns lematizadores usam a tag part of speech (POS) da palavra, além da ortografia, para melhorar a precisão.
- A tag POS para uma palavra indica seu papel na gramática de uma frase ou frase.
- Por exemplo, o POS substantivo é para palavras que se referem a "pessoas, lugares ou coisas" em uma frase. Um POS adjetivo é para uma palavra que modifica ou descreve um substantivo.
- Um verbo se refere a uma ação.

- O pacote NLTK fornece funções para identificar lemas de palavras.
- Observe que devemos informar ao WordNetLemmatizer em qual POS você está interessado (substantivo, adjetivo, etc.).
- O lematizador NLTK está usa um grafo de significado de palavras do Princeton WordNet.

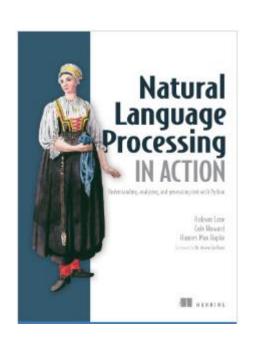
```
import nltk
nltk.download('wordnet')
from nltk.stem import WordNetLemmatizer
lemmatizer = WordNetLemmatizer()
                                                        Por default, usa-se 'n' para os substantivos
print(lemmatizer.lemmatize("better"))
print(lemmatizer.lemmatize("better", pos="a"))
print(lemmatizer.lemmatize("good", pos="a"))
print(lemmatizer.lemmatize("goods", pos="a")) 
                                                               'a' indica adjetivo. Neste caso, veja que
print(lemmatizer.lemmatize("goods", pos="n"))
                                                               mudou o valor da palavra goods
print(lemmatizer.lemmatize("goodness", pos="n"))
print(lemmatizer.lemmatize("best", pos="a"))
```

Considerações Finais

Tópicos estudados

- Tokenizando texto em palavras e n-gramas (tokens)
- Como lidar com pontuação e emoticons fora do padrão de como postagens nas redes sociais.
- Compactando vocabulário com stemming e lematização
- Construindo uma representação vetorial de uma instrução

Principais Referências



Hobson Lane, Cole Howard, Hannes Hapke. Natural Language Processing in Action:Understanding, analyzing, and generating text with Python. March 2019

