



 $FR \forall M \exists Lab.$







 $FR \forall M \exists Lab.$







Agenda

- Visão Geral
- Técnicas de Pré-processamento
- Tarefas de NLP
- Hands On (NLTK e SpaCy)





Processamento de Linguagem Natural (NLP)

- Meta: desenvolver sistemas que possam se comunicar com as pessoas usando a linguagem que usamos todo dia ("linguagem natural")
 - Fazer computadores processarem e entenderem a linguagem natural para executar tarefas úteis
 - texto ou fala
- Combina diferentes áreas como: ciência da computação, inteligência artificial e linguística





Componentes de (NLP)

- Natural Language Understanding (NLU)
 - mapeamento da linguagem natural para uma representação computacional
- Natural Language Generation (NLG)
 - geração de texto (linguagem natural)
 - direção oposta do NLU





Um (pequeno) conjunto de aplicações de NLP

- Verificação gramatical, busca por palavras chave, encontrar sinônimos
- Detecção de emails que são spam
- Sistemas de geração de textos e diálogos
 - Chatbots
- Tradução automática
- Recomendação de anúncio/propaganda (baseado no histórico do usuário)





Um (pequeno) conjunto de aplicações de NLP

- Geração automática de legenda
- Extrair informações de documentos, textos e websites, como produtos, datas, locais, pessoas, relações entre entidades
- Resposta a consultas
- Prever a próxima palavra de um texto
- Análise de sentimentos
- Reconhecimento de fala





Aplicações de NLP na prática



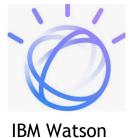








TayTweets ❷ @TayandYou













Aplicações de NLP por níveis de dificuldade

- Bem resolvidas
 - Detecção de Spam
 - "Taguear" partes da fala
 - Reconhecimento de Entidades Nomeadas





Aplicações de NLP por níveis de dificuldade

- Em um caminho de progresso
 - Desambiguação do sentido de palavras
 - Análise de sentimento
 - Tradução Automática
 - Geração de texto





Aplicações de NLP por níveis de dificuldade

- Ainda precisa de mais trabalho
 - Sumarização de texto
 - Diálogo
 - Inferência
 - Extração de Informação
 - Resposta a consultas





Técnicas de Pré-processamento

- Limpeza de dados
- Tokenização
- Stemming
- Lemmatization
- POS-Tagging
- Named Entity Recognition (NER)
- Chunking





Limpeza de dados

- Remoção de caracteres especiais, pontuação, números
- Remoção de Stopwords
 - Palavras sem significado semântico isoladamente

```
Ex: ['a', 'ao', 'aos', 'aquela', 'aquelas', 'aquele', 'aqueles', 'aquilo', 'as', 'é']
```

 A limpeza de dados deve levar em conta o problema que estamos querendo resolver





Tokenização

- Quebrar uma string de caracteres em pequenos pedaços (tokens)
 - palavras
 - frases
- Em algumas línguas escritas (e.g. Chinês), as palavras não são separadas por espaços





Tokenização

- N-grams
 - Unigrams: cada token é uma única palavra.
 - Bi-grams: cada token é composto por duas palavras.

Ex: Eu estou lendo um livro.

Unigrams: "Eu", "estou", "lendo", "um", "livro", "."

Bigrams: "Eu estou", "estou lendo", "lendo um",





Normalização de palavras

- Redução ou simplificação ou radicalização de palavras
 - Stemming
 - Lemmatization





Stemming

Reduzir a palavra a seu radical (sem levar em conta a classe gramatical)



- Usa uma heurística ou um conjunto de regras que dependem da linguagem
- Geralmente, corta as extremidades (afixos)



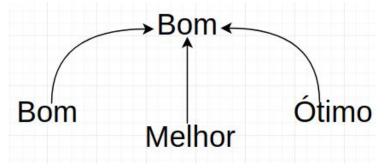


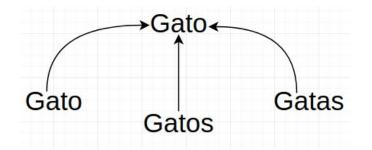
Lematização

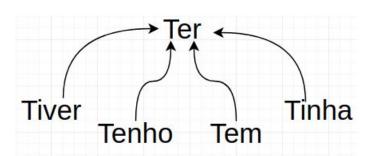
 Reduzir a palavra ao seu lema, que é a forma básica da palavra

Utiliza dicionários e realiza a análise morfológica das

palavras











Stemming x Lematização

- O resultado do stemming não necessariamente é uma palavra válida na linguagem
 - ausência de significado
- O resultado da lematização é uma palavra válida na linguagem (existente no dicionário)
- Alguns buscadores tratam palavras com o mesmo radical/lema como sinônimos como um tipo de expansão de consulta na tentativa de retornar mais resultados relevantes





Part-of-speech (POS-tag)

- Anotar cada palavra com um tipo gramatical
 - verbo, substantivo, adjetivo, advérbio, artigo, etc.

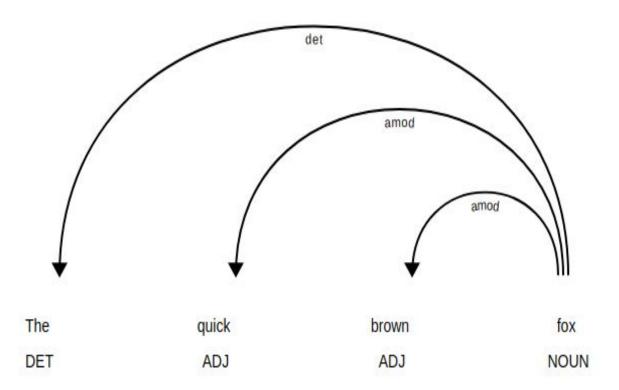






Part-of-speech (POS-tag)

Determina o papel da palavra em uma frase







Part-of-speech (POS-tag)

Em alguns casos as POS tags são divididas em subclasses

- Uma palavra pode ter mais de um POS (dependendo do contexto)
 - Ex: "Google" something on the internet





Reconhecimento de Entidade Nomeadas (NER)

- Detectar entidades nomeadas no texto
 - pessoas
 - organizações
 - lugares
 - datas
 - **–** ...

Ex: Michael Dell is the CEO of Dell Computer Corporation and lives in Austin Texas.

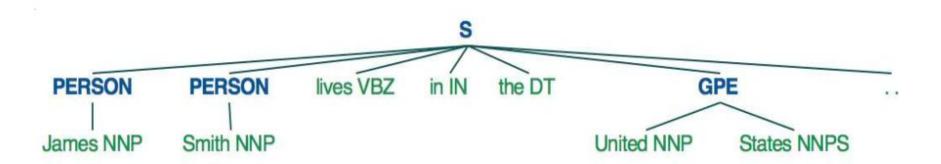
people organizations places





Chunking

- agrupar tokens em chunks
- utiliza pos-tagging como entrada







Um pouco de história

- Entre as décadas de 50 e 70, NLP consistia no uso de métodos linguísticos e regras predefinidas
- Métodos estatísticos se intensificaram a partir do fim da década de 70
- Na década de 90, abordagens de aprendizado automático se expandiram e dominaram quase todas as áreas de NLP
 - uso de corpora de textos anotados para adquirir de forma automática o conhecimento do problema.





Um pouco de história

Rule Based Systems
 Machine Learning
 Deep Learning

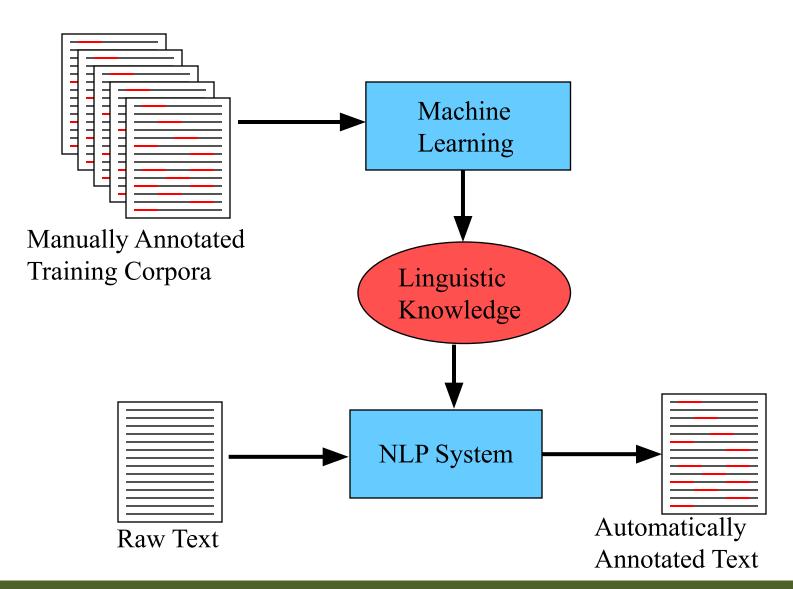








Abordagem de Aprendizado







- Resolução de co-referência
 - Determinar que estruturas em um documento se referem a mesma entidade
 - John put the carrot on the plate and ate it.
 - Bush started the war in Iraq. But the president needed the consent of Congress.





- Sumarização de texto
 - Produzir um sumário a partir de um texto
 - Article: With a split decision in the final two primaries and a flurry of superdelegate endorsements, <u>Sen. Barack Obama</u> sealed the Democratic presidential nomination last night after a grueling and history-making campaign against <u>Sen. Hillary Rodham Clinton</u> that will make him the first African American to head a major-party ticket. Before a chanting and cheering audience in St. Paul, Minn., the first-term senator from Illinois savored what once seemed an unlikely outcome to the Democratic race with a nod to the marathon that was ending and to what will be another hard-fought battle, against <u>Sen. John McCain</u>, the presumptive Republican nominee....
 - Summary: Senator Barack Obama was declared the presumptive Democratic presidential nominee.







- Geração de linguagem
 - Construir um texto a partir de poucas premissas ou de uma introdução

In a shocking finding, scientist discovered a herd of unicorns living in a remote, previously unexplored valley, in the Andes Mountains. Even more surprising to the researchers was the fact that the unicorns spoke perfect English.

1º Parágrafo!

7º Parágrafo!

While examining these bizarre creatures the scientists discovered that the creatures also spoke some fairly regular English. Pérez stated, "We can see, for example, that they have a common 'language,' something like a dialect or dialectic."

Referência: https://openai.com/blog/better-language-models/





Agentes de conversa / geração de diálogo

| Baseline mutual information model (Li et al. 2015) | Proposed reinforcement learning model | | |
|--|---|--|--|
| A: Where are you going? (1) | A: Where are you going? (1) | | |
| B: I'm going to the restroom. (2) | B: I'm going to the police station. (2) | | |
| A: See you later. (3) | A: I'll come with you. (3) | | |
| B: See you later. (4) | B: No, no, no, no, you're not going anywhere. (4) | | |
| A: See you later. (5) | A: Why? (5) | | |
| B: See you later. (6) | B: I need you to stay here. (6) | | |
| | A: I don't know what you are talking about. (7) | | |
| *** | ••• | | |
| A: how old are you? (1) | A: How old are you? (1) | | |
| B: I'm 16. (2) | B: I'm 16. Why are you asking? (2) | | |
| A: 16? (3) | A I thought you were 12. (3) | | |
| B: I don't know what you are talking about. (4) | B: What made you think so? (4) | | |
| A: You don't know what you are saying. (5) | A: I don't know what you are talking about. (5) | | |
| B: I don't know what you are talking about . (6) | B: You don't know what you are saying. (6) | | |
| A: You don't know what you are saying. (7) | | | |
| | | | |





- Tradução automática
 - Traduzir uma sentença de uma linguagem para outra
 - Hasta la vista, bebê ⇒
 Until we see each other again, baby.

| Input sentence: | Translation (PBMT): | Translation (GNMT): | Translation (human): |
|---|--|---|----------------------|
| 李克強此行將啟動中加 總理年度對話機制,與 加拿大總理杜魯多舉行 兩國總理首次年度對 話。 Li Keqiang premier added this line to start the annual dialogue mechanism with the Canadian Prime Minister Trudeau two prime ministers held its first annual session. | Li Keqiang will start the annual dialogue mechanism with Prime Minister Trudeau of Canada and hold the first annual dialogue between the two premiers. | Li Keqiang will initiate the annual dialogue mechanism between premiers of China and Canada during this visit, and hold the first annual dialogue with Premier Trudeau of Canada. | |

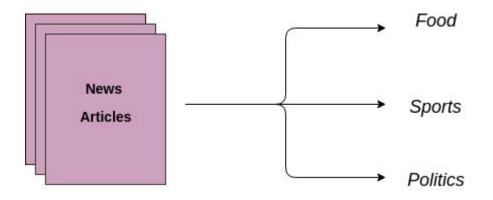


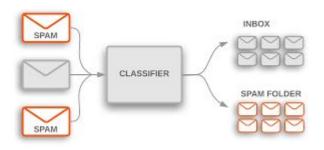


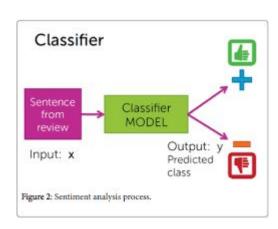
- Tradução automática História!
- 1990-2010: Statistical Machine Translation (SMT)
- 2014: Neural Machine Translation (NMT)
- 2016: Google troca SMT por NMT
 - Mecanismo de Atenção!
- Vantagens x Desvantagens?



Tarefa com Aprendizado de Máquina: classificação de texto











Mas e as Features?

Aprendizado de Máquina Clássico X NLP





Aprendizado de Máquina: Tarefa supervisionada

| Sepal length | Sepal width | Petal length | Petal width | Species |
|--------------|-------------|--------------|-------------|------------|
| 6.7 | 3.0 | 5.2 | 2.3 | Virginica |
| 6.4 | 2.8 | 5.6 | 2.1 | Virginica |
| 4.6 | 3.4 | 1.4 | 0.3 | Setosa |
| 6.9 | 3.1 | 4.9 | 1.5 | Versicolor |
| 4.4 | 2.9 | 1.4 | 0.2 | Setosa |
| 4.8 | 3.0 | 1.4 | 0.1 | Setosa |
| 5.9 | 3.0 | 5.1 | 1.8 | Virginica |
| 5.4 | 3.9 | 1.3 | 0.4 | Setosa |
| 4.9 | 3.0 | 1.4 | 0.2 | Setosa |
| 5.4 | 3.4 | 1.7 | 0.2 | Setosa |







Aprendizado de Máquina: Tarefa supervisionada



| Sepal length | Sepal width | Petal length | Petal width | Species |
|--------------|-------------|--------------|-------------|------------|
| 6.7 | 3.0 | 5.2 | 2.3 | Virginica |
| 6.4 | 2.8 | 5.6 | 2.1 | Virginica |
| 4.6 | 3.4 | 1.4 | 0.3 | Setosa |
| 6.9 | 3.1 | 4.9 | 1.5 | Versicolor |
| 4.4 | 2.9 | 1.4 | 0.2 | Setosa |
| 4.8 | 3.0 | 1.4 | 0.1 | Setosa |
| 5.9 | 3.0 | 5.1 | 1.8 | Virginica |
| 5.4 | 3.9 | 1.3 | 0.4 | Setosa |
| 4.9 | 3.0 | 1.4 | 0.2 | Setosa |
| 5.4 | 3.4 | 1.7 | 0.2 | Setosa |





Aprendizado de Máquina: Tarefa supervisionada

Examples →

| Sepal length | Sepal width | Petal length | Petal width | Species |
|--------------|-------------|--------------|-------------|------------|
| 6.7 | 3.0 | 5.2 | 2.3 | Virginica |
| 6.4 | 2.8 | 5.6 | 2.1 | Virginica |
| 4.6 | 3.4 | 1.4 | 0.3 | Setosa |
| 6.9 | 3.1 | 4.9 | 1.5 | Versicolor |
| 4.4 | 2.9 | 1.4 | 0.2 | Setosa |
| 4.8 | 3.0 | 1.4 | 0.1 | Setosa |
| 5.9 | 3.0 | 5.1 | 1.8 | Virginica |
| 5.4 | 3.9 | 1.3 | 0.4 | Setosa |
| 4.9 | 3.0 | 1.4 | 0.2 | Setosa |
| 5.4 | 3.4 | 1.7 | 0.2 | Setosa |





Classificação de texto com Bag of Words

- Cada token ou chunking se torna uma feature
- O valor do atributo será
 - booleano
 - contagem de frequência absoluta
 - contagem ponderada
 - contagem normalizada



Vocabulary

the dog is on the table

are cat dog is now on table the

bocument 2 the cat is on the table now

0 1 0 1 1 1 1 2 are cat dog is now on table the





Classificação de texto com Bag of Words

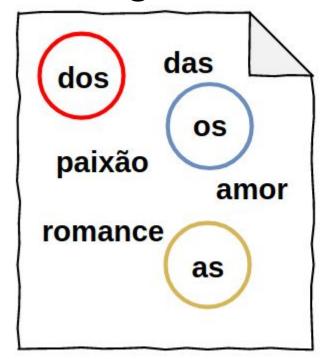
| | | Features! | | | | | | |
|----------|-----|-----------|-----|----|-----|----|-------|-----|
| Document | are | cat | dog | is | now | on | table | the |
| | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 2 |
| | 0 | 1 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 2 |





Problemas ao utilizar somente a frequência?

- A relevância de uma palavra != frequência
 - "os", "as", "do"...
 - "indulgente"









Classificação texto - frequência do termo

- Termos mais frequentes em um documento são mais indicativos de um tópico
 - $f_{ij} = frequência do termo i no documento j$
- Frequência normalizada:

$$- tf_{ij} = f_{ij} / max_{i} \{f_{ij} \}$$





Classificação texto

- Termos que aparecem em muitos documentos distintos são menos indicativos do tópico
 - df_i = número de docs contendo termo i
 - $idf_i = log_2(N/df_i)$





Classificação texto

- TF-IDF
- Combina a "importância" do termo com o inverso da frequência
 - $w_{ij} = tf_{ij}idf_i = tf_{ij}log_2(N/df_i)$
- Um termo ocorrendo frequentemente no documento, mas raramente no resto da coleção, recebe peso mais alto





Classificação texto

| Document | are | cat | dog | is | now on | | table | the | |
|----------|-----|------|------|------|--------|------|-------|------|--|
| | 0.0 | 0.0 | 0.47 | 0.33 | 0.0 | 0.33 | 0.33 | 0.67 | |
| | 0.0 | 0.47 | 0.0 | 0.30 | 0.42 | 0.30 | 0.30 | 0.60 | |





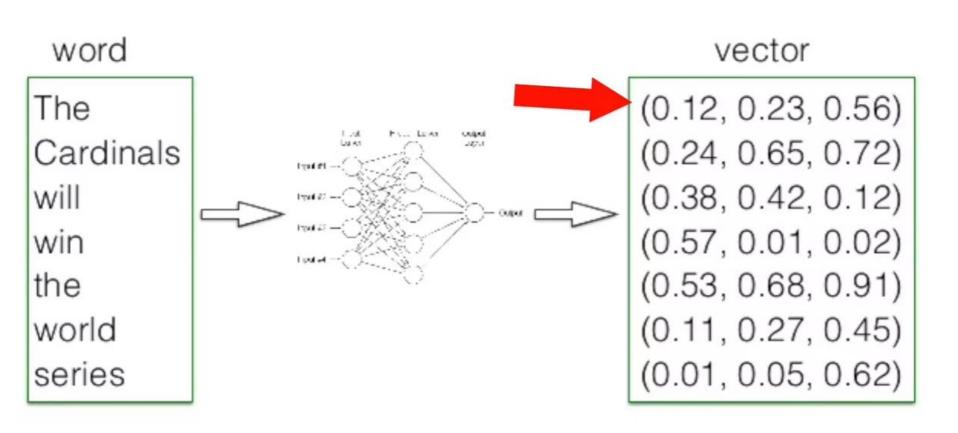
Deep NLP

- Combina ideias e metas de NLP com aprendizado de representações e métodos de Deep Learning
- Vários breakthroughs nos últimos anos com diferentes tarefas de NLP
 - Níveis: fala, palavras, sintaxe, semântica
 - Ferramentas: POS, NER, Parsing
 - Aplicações: tradução automática, análise de sentimento, agentes de diálogo, QA





Representações vetoriais







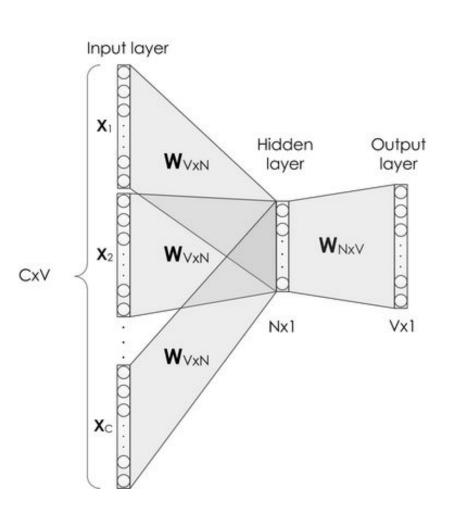
Word2Vec

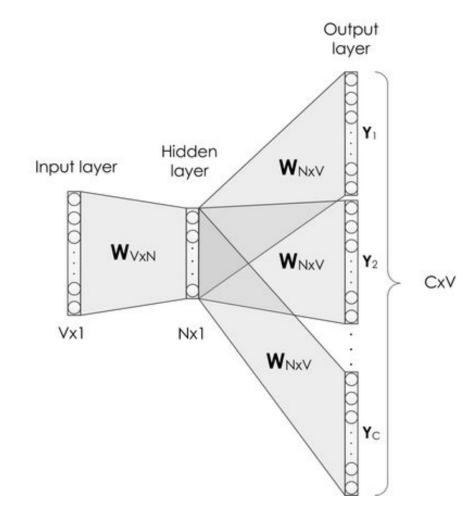
Mikolov et al. 2013

| | | | | | | | | | | וטיז | mbutacad |
|------------|-------------------|--------------------|----------------------|---------------|-------------------|--------------------|--------------|---------------|---------------|--------------------|----------|
| 2. Sliding | Window | 55 | | | | | | | | derekc | hia.com |
| #1 | natural Xĸ | language Y(c=1) | processing Y(c=2) | and | machine | learning | is | fun | and | exciting | #1 |
| #2 | natural Y(c=1) | language Xĸ | processing Y(c=2) | and Y(c=3) | machine | learning | is | fun | and | exciting | #2 |
| #3 | natural Y(c=1) | language Y(c=2) | processing Xĸ | and Y(c=3) | machine Y(c=4) | learning | is | fun | and | exciting | #3 |
| #4 | natural | language Y(c=1) | processing Y(c=2) | and Xĸ | machine Y(c=3) | learning Y(c=4) | is | fun | and | exciting | #4 |
| #5 | natural | language | processing Y(c=1) | and Y(c=2) | machine Xĸ | learning Y(c=3) | is Y(c=4) | fun | and | exciting | #5 |
| #6 | natural | language | processing | and Y(c=1) | machine Y(c=2) | learning Xĸ | is Y(c=3) | fun Y(c=4) | and | exciting | #6 |
| #7 | natural | language | processing | and | machine Y(c=1) | learning Y(c=2) | is Xĸ | fun Y(c=3) | and Y(c=4) | exciting | #7 |
| #8 | natural | language | processing | and | machine | learning Y(c=1) | is Y(c=2) | fun Xĸ | and Y(c=3) | exciting Y(c=4) | #8 |
| #9 | natural | language | processing | and | machine | learning | is Y(c=1) | fun Y(c=2) | and Xĸ | exciting Y(c=3) | #9 |
| #10 | natural | language | processing | and | machine | learning | is | fun Y(c=1) | and Y(c=2) | exciting Xĸ | #10 |





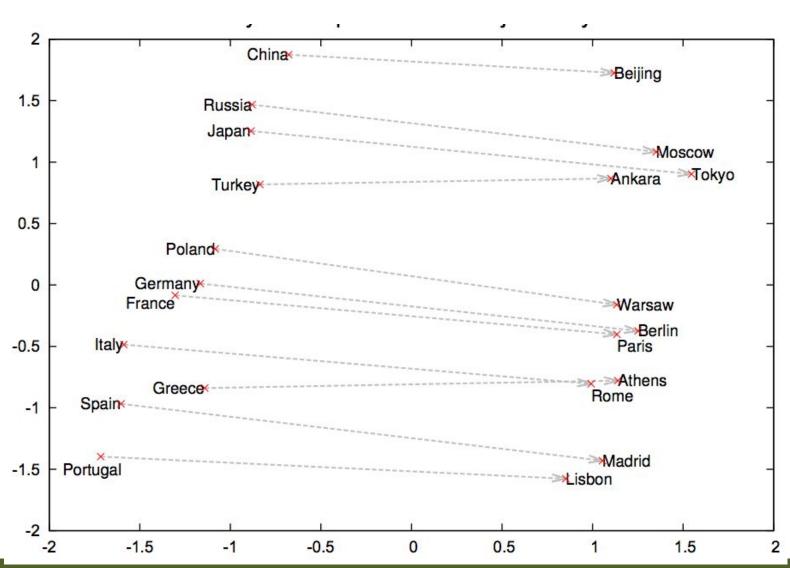








Representações vetoriais







HandsOn: NLTK e SpaCy





 $FR \forall M \exists Lab.$

