Análise de Sentimento em Textos Curtos Baseada em Processamento de Linguagem Natural e Aprendizado de Máquina

Breno Arosa

Natanael N. de Moura Junior Luiz Pereira Calôba Felipe Fink Grael

Agenda

- Motivação
- Processamento de Linguagem Natural
- Classificadores
- Método
- Resultados
- Conclusão

SOCIAL MEDIA PENETRATION BY REGION

TOTAL ACTIVE ACCOUNTS ON THE MOST ACTIVE SOCIAL NETWORK IN EACH COUNTRY, COMPARED TO POPULATION



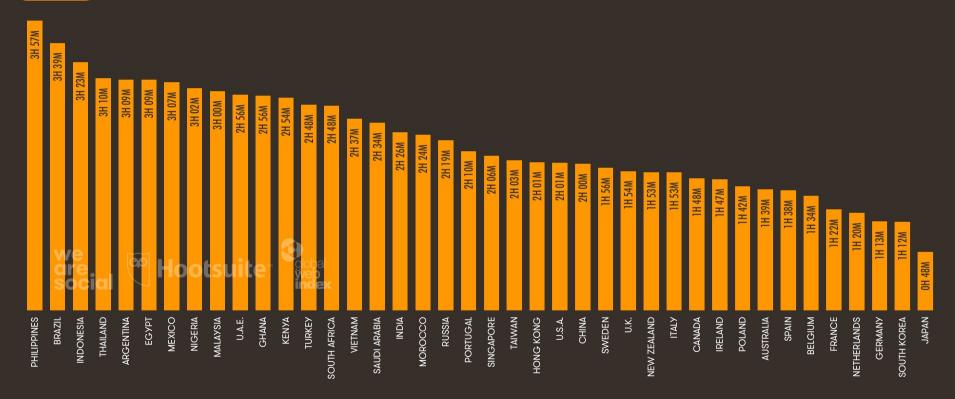




JAN 2018

ME SPENT ON SOCIAL MEDIA

AVERAGE NUMBER OF HOURS THAT SOCIAL MEDIA USERS SPEND USING SOCIAL MEDIA EACH DAY VIA ANY DEVICE [SURVEY BASED]

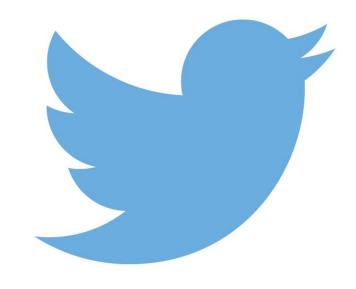






310M Milhões de usuário ativos

500M Tweets por dia



Twitter

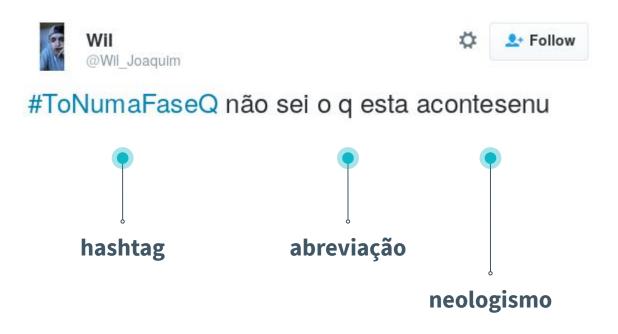


Just heard Foreign Minister of North Korea speak at U.N. If he echoes thoughts of Little Rocket Man, they won't be around much longer!



Thoughts go out to everyone in Paris . #prayforparis

Tweets







find yourself somebody who look at you the way Jennifer Lawrence looks at her glass of wine at the #oscars



Mídias ←

Data ←

2:03 AM - 5 Mar 2018

74 Retweets 182 Likes









Re-publicações e Curtidas

Análise de sentimento

Análise de sentimento pode ser considerada como a extração de *polaridade* de mensagem. Esta consiste em classificar a mensagem entre positiva, neutra e negativa.

Polaridade de mensagem

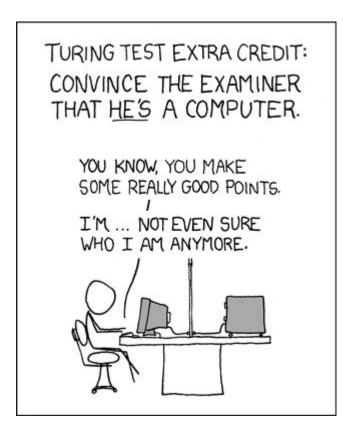


Objetivos

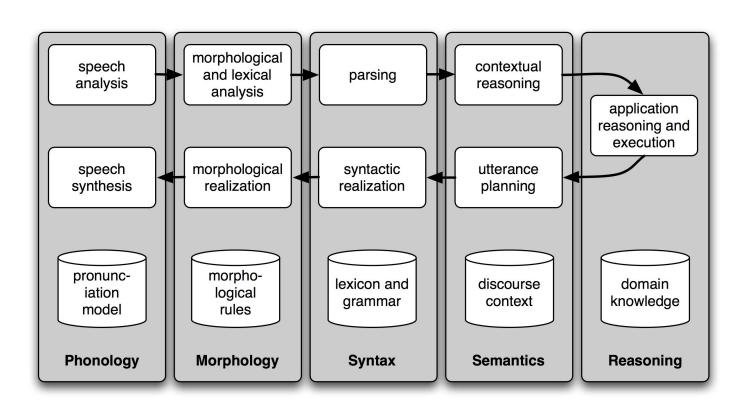
- Método de produção de classificadores de análise de sentimento.
- Avaliar técnicas de Deep Learning.

Processamento de linguagem natural

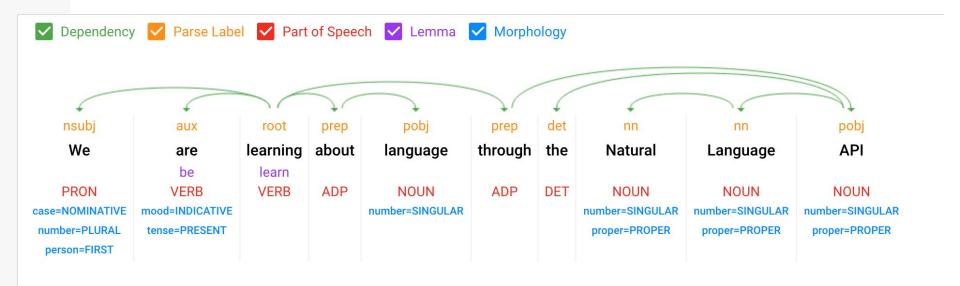
NLP é o ramo da inteligência artificial que trata da **análise**, **compreensão** e **geração** de linguagem que os seres humanos usam para comunicação em contextos escritos e/ou falados.



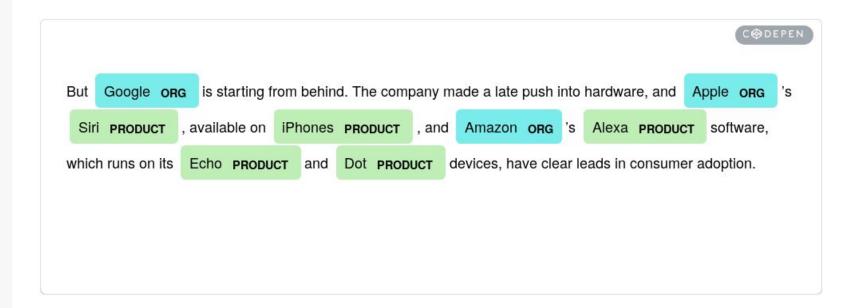
Níveis de Processamento



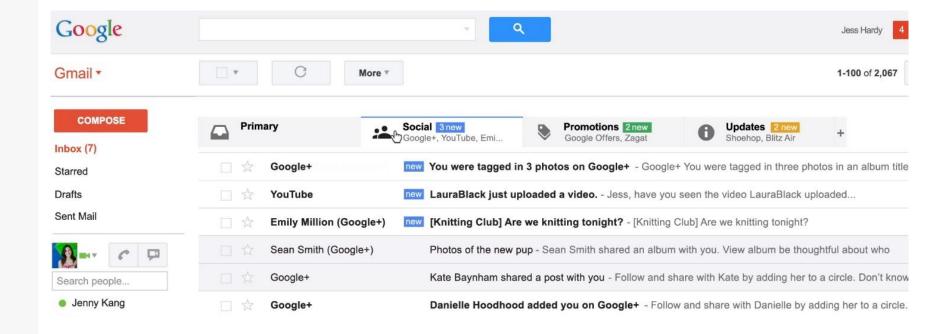
Análise Sintática



Reconhecimento de Entidade



Categorização



Resumo

Julian Assange

UK prosecutors admit destroying key emails in Julian Assange case

Correspondence between CPS and its Swedish counterparts about WikiLeaks founder deleted after lawyer retired in 2014



[-] autotldr [score hidden] 11 hours ago



This is the best tl;dr I could make, original reduced by 91%. (I'm a bot)



11 The Crown Prosecution Service is facing embarrassment after admitting it destroyed key emails relating to the WikiLeaks founder Julian Assange, who is holed up in Ecuador's London embassy fighting extradition.

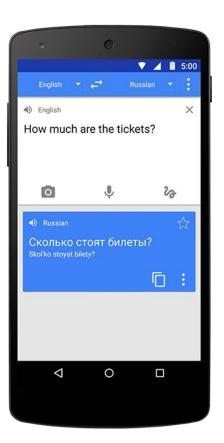
Email exchanges between the CPS and its Swedish counterparts over the high-profile case were deleted after the lawyer at the UK end retired in 2014.

The CPS, responding to questions from the Guardian, denied there were any legal implications of the data loss for an Assange case if it were to come to court in the future.

Extended Summary | FAQ | Feedback | Top keywords: CPS#1 Assange#2 case#3 Swedish#4 Email#5

permalink embed save report give gold REPLY

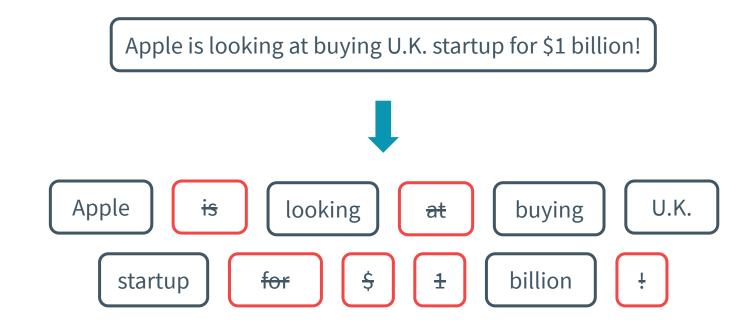
Tradução



Conversação Chatbot



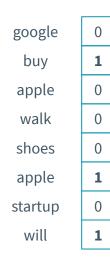
Tokenização



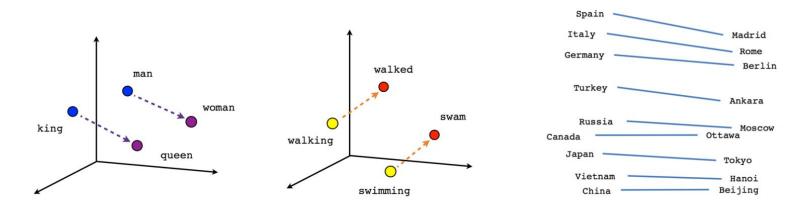
Bag of words

Representa-se uma mensagem por um vetor binário referente a todas suas palavras contidas.

Apple will buy.



Word2vec



Male-Female Verb tense Country-Capital

| Czech + currency | Vietnam + capital | German + airlines | Russian + river | French + actress |
|------------------|-------------------|------------------------|-----------------|----------------------|
| koruna | Hanoi | airline Lufthansa | Moscow | Juliette Binoche |
| Check crown | Ho Chi Minh City | carrier Lufthansa | Volga River | Vanessa Paradis |
| Polish zolty | Viet Nam | flag carrier Lufthansa | upriver | Charlotte Gainsbourg |
| CTK | Vietnamese | Lufthansa | Russia | Cecile De |

Outros Embeddings

GloVe: Global Vectors for Word Representation

Jeffrey Pennington, Richard Socher, Christopher D. Manning



Assume-se independência entre as probabilidades dos pares de palavras.

$$P(c|d) \propto P(c) \prod_{1 \le k \le n_d} P(t_k|c)$$

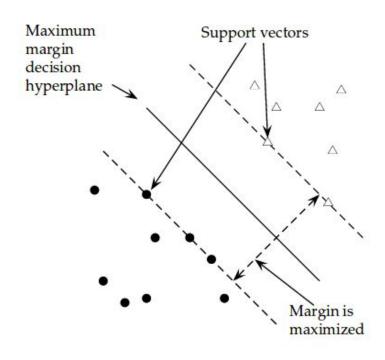
C. D. Manning, P. Raghavan, H. Schütze. *Introduction to Information Retrieval.*

$$c_{\text{map}} = \underset{c \in \mathbb{C}}{\operatorname{arg\,max}} \, \hat{P}(c|d) = \underset{c \in \mathbb{C}}{\operatorname{arg\,max}} \, \hat{P}(c) \prod_{1 \le k \le n_d} \hat{P}(t_k|c)$$

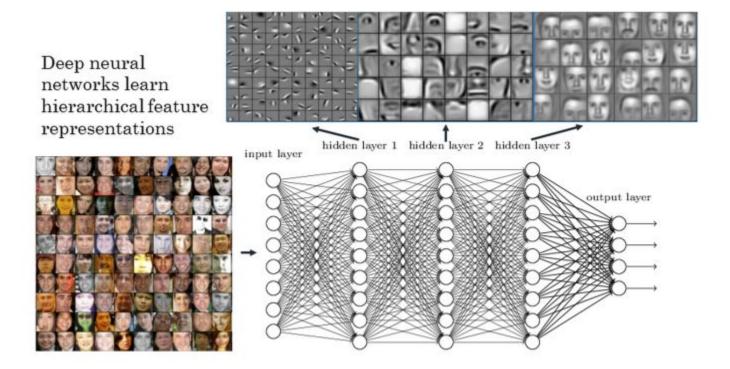
$$\hat{P}(c) = \frac{N_c}{N} \qquad \qquad \hat{P}(t|c) = \frac{T_{ct}}{\sum_{t' \in V} T_{ct'}}$$

C. D. Manning, P. Raghavan, H. Schütze. Introduction to Information Retrieval.

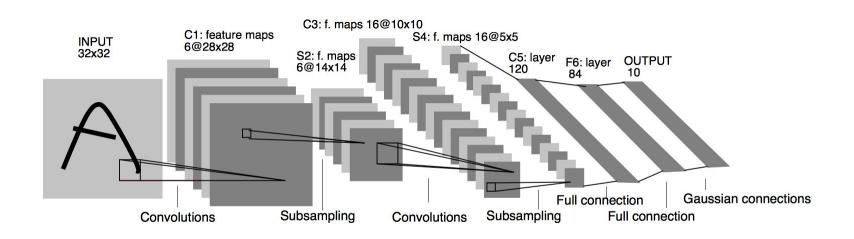
Support Vector Machine



Deep Learning

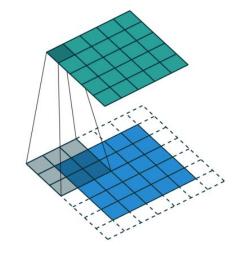


Redes Neurais Convolucionais



Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, P. Haffner. *Gradient-based learning applied to document recognition*.

CNN Convolução



| 1,1 | 1,0 | 1, | 0 | 0 |
|------|-----|-----|---|---|
| 0,×0 | 1, | 1,0 | 1 | 0 |
| 0,1 | 0,0 | 1, | 1 | 1 |
| 0 | 0 | 1 | 1 | 0 |
| 0 | 1 | 1 | 0 | 0 |

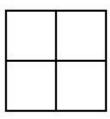
| 4 | 5 3 | |
|---|-------|----------|
| | 5 5 | ve 50 |
| | 50 83 | |

Image

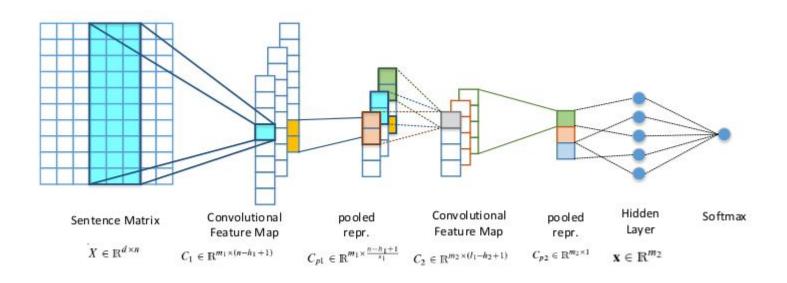
Convolved Feature

CNN Max-Pooling

| 1 | 3 | 2 | 9 |
|---|---|---|---|
| 7 | 4 | 1 | 5 |
| 8 | 5 | 2 | 3 |
| 4 | 2 | 1 | 4 |



CNN Aplicadas em Texto



Supervisão distante

| Emoticons positivos | Emoticons negativos |
|---------------------|---------------------|
| :) | :(|
| :-) | :-(|
| :D | : (|





A. Go, R. Bhayani, L. Huang. Twitter Sentiment Classification using Distant Supervision.

Resultados de referência

Acurácia dos classificadores do Sentiment140.

| | Máxima Entropia | Naive Bayes | SVM |
|-----------------------|--------------------|-------------|-------|
| Unigrama | 80,5% | 81,3% | 82,2% |
| Bigrama | 79,1% | 81,6% | 78,8% |
| Unigrama + Bigrama | 83,0% | 82,7% | 81,6% |
| Unigrama + POS | 79,9% | 79,9% | 81,9% |

A. Go, R. Bhayani, L. Huang. Twitter Sentiment Classification using Distant Supervision.

Semantic **Eval**uation

- Conferência anual de análise semântica computacional.
- Realiza competições em análise de sentimento de tweets desde 2013.
- Participantes disponibilizam artigos com metodologia, técnicas e resultados obtidos.

Método

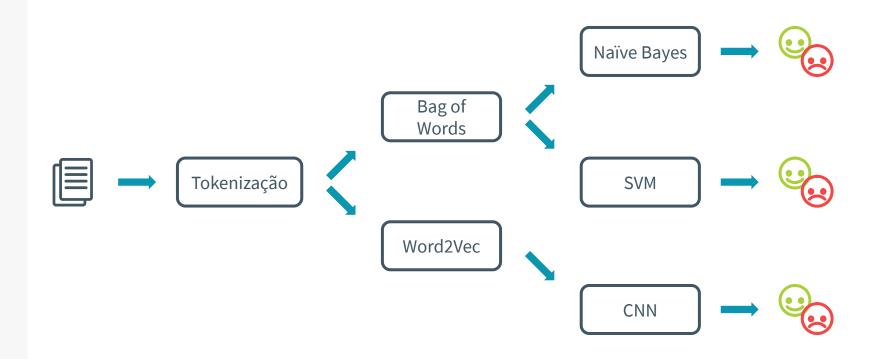
Bases de dados

| | Tamanho | Anotação | Ano |
|------------------------|---------|------------------------|-------------|
| Sentiment140 Treino | 1,6M | supervisão distante | 2009 |
| Sentiment140 Teste | 360 | manual | 2009 |
| Base Própria | 40M | supervisão distante | 2015 - 2017 |
| SemEval | 60K | manual | 2013 - 2017 |

Desenvolvimento

| | Objetivo | Treinamento | Teste |
|---------|---|------------------------|-----------------------|
| Etapa 1 | Replicar classificadores do Sentiment140. | Sentiment140 Treino | Sentiment140 Teste |
| Etapa 2 | Treinar os classificadores a partir de base de dados própria. | Base Própria | SemEval |
| Etapa 3 | Aplicar técnicas de Deep Learning para classificação de sentimento. | Base Própria | SemEval |

Classificadores Visão Geral



Etapa 3 Word2Vec

- Vocabulário de 3M termos
- Embedding de 300 dimensões
- Treinado em 100B palavras de notícias.
- Contém 89k dos 1,1M termos únicos dos datasets de treino e teste.

Etapa 3 Hiperparâmetros

- ReLU
- Entropia Cruzada
- Adam
- ▶ L2
- Dropout
- Early-Stopping

- N° Camadas: 1 e 2
- Nº Filtros Conv.: 100 e 200
- ▶ Tam. Filtros Conv.: 2 e 3
- ▶ Tam. Pooling: 2, 3 e 5

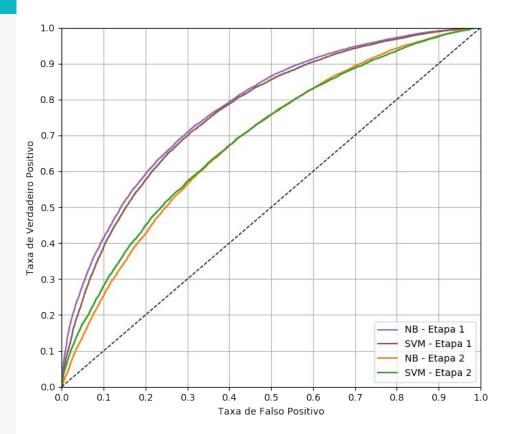
Resultados

Etapa 1 Resultados

Acurácia

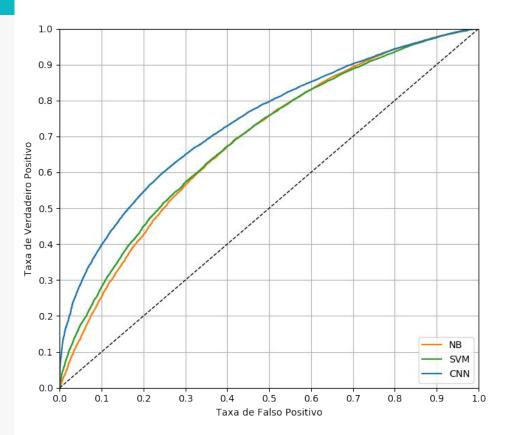
| | Referência | Reprodução |
|-------------|------------|------------|
| Naive Bayes | 81,3% | 83,3% |
| SVM | 82,2% | 83,0% |

Etapa 2 Resultados



| | AUC | SP |
|----------------|-------|-------|
| Naïve Bayes | 0,688 | 0,639 |
| SVM | 0,693 | 0,640 |

Etapa 3 Resultados



| | AUC | SP |
|----------------|-------|-------|
| Naïve Bayes | 0,688 | 0,639 |
| SVM | 0,693 | 0,640 |
| CNN | 0,738 | 0,675 |

Conclusões

- Reproduzimos com sucesso classificadores de sentimento de redes sociais.
- 2. Se treinaram classificadores eficientes a partir de bases anotadas por supervisão distante.
- 3. Deep Learning obteve desempenho superior a técnicas clássicas.

Trabalhos Futuros

- Aplicar o processo para português.
- Adicionar sentimento neutro.
- Avaliar outras técnicas de Deep Learning.

Obrigado!

Perguntas?

X. Extras

Polaridade de mensagem





Grande notícia, João Sousa e Gastão Elias representam Portugal nos Jogos Olímpicos do Rio de Janeiro #Rio2016





Esportes - Olímpicos

@brenobarros



entrevistei hoje a Priscilla Carnaval do bmx. Classificada para o #Rio2016, ela tem novidades na preparação olímpica.





Rogério Faria

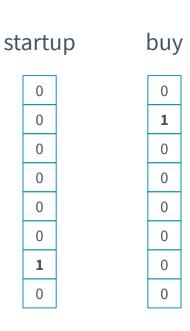


Estão transformando Olimpíadas que é algo sério num espetáculo triste e de mau gosto #Rio2016 #TourDaTocha



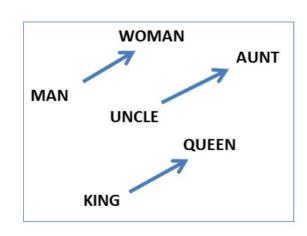
Codificação One-Hot

É criado um espaço vetorial no qual cada palavra do vocabulário corresponde a uma dimensão.



Word2vec

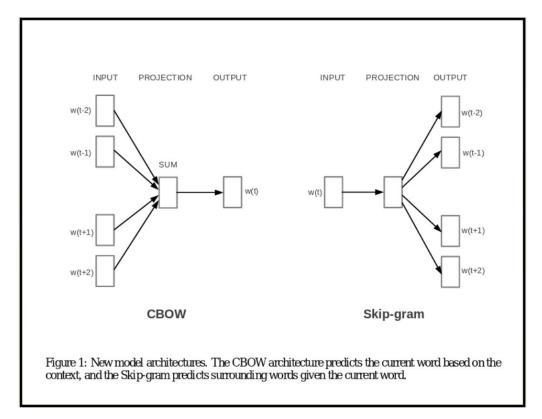
- Embedding que representa uma palavra em um vetor real de tamanho arbitrário.
- É produzido a partir de janelas de contexto ao redor das palavras.



T. Mikolov, I. Sutskever, K. Chen, G. Corrado, J. Dean. *Distributed Representations of Words and Phrases and their Compositionality.*

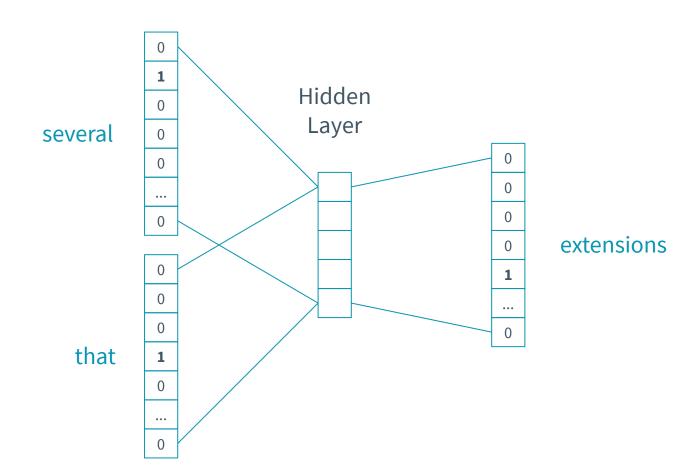
In this paper we present several extensions that improve both the quality of the vectors and the training speed.

Word2vec Arquiteturas



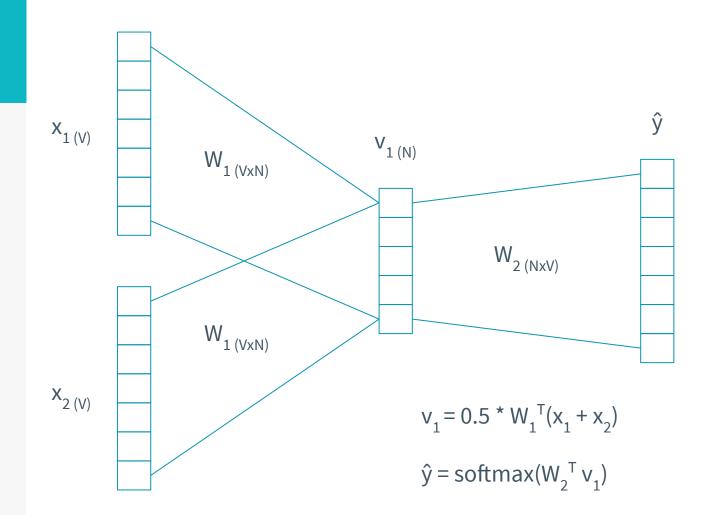
Treinamento Word2vec

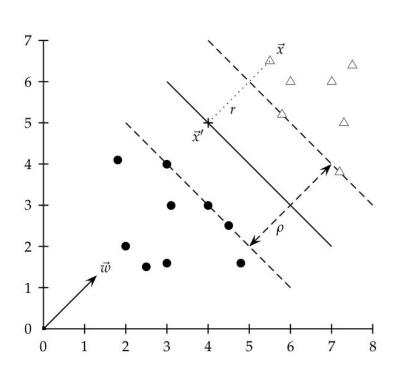
CBOW



Treinamento Word2vec

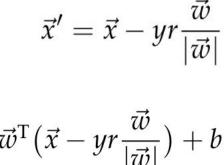
CBOW





$$f(\vec{x}) = \operatorname{sign}(\vec{w}^{\mathrm{T}}\vec{x} + b)$$

SVM

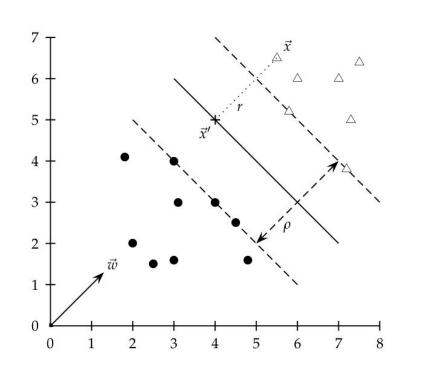


$$\vec{w}^{\mathrm{T}}(\vec{x} - yr\frac{\vec{w}}{|\vec{w}|}) + b = 0$$

$$r = y\frac{\vec{w}^{\mathrm{T}}\vec{x} + b}{|\vec{w}|}$$

$$ho=2/|\vec{w}|$$
 is maximized

For all $(\vec{x}_i, y_i) \in \mathbb{D}$, $y_i(\vec{w}^T\vec{x}_i + b) \ge 1$



Inicialização dos neurônios

Neurônios: inicialização Glorot uniforme¹

Bias: inicialização em 0

$${}^{1}limites = \pm ganho \cdot \sqrt{\frac{2}{entradas + saidas}} \cdot \sqrt{3}$$

$$ganho = \begin{cases} \sqrt{2} & \text{se } \varphi = \text{ReLU} \\ 1 & \text{se } \varphi = \text{Sigmoid} \end{cases}$$

X. Glorot, Y. Bengio. *Understanding the difficulty of training deep feedforward neural networks*.

Regra de atualização Otimização Adam

```
Require: \alpha: Stepsize
Require: \beta_1, \beta_2 \in [0, 1): Exponential decay rates for the moment estimates
Require: f(\theta): Stochastic objective function with parameters \theta
Require: \theta_0: Initial parameter vector
   m_0 \leftarrow 0 (Initialize 1<sup>st</sup> moment vector)
   v_0 \leftarrow 0 (Initialize 2<sup>nd</sup> moment vector)
   t \leftarrow 0 (Initialize timestep)
   while \theta_t not converged do
      t \leftarrow t + 1
      g_t \leftarrow \nabla_{\theta} f_t(\theta_{t-1}) (Get gradients w.r.t. stochastic objective at timestep t)
      m_t \leftarrow \beta_1 \cdot m_{t-1} + (1 - \beta_1) \cdot g_t (Update biased first moment estimate)
      v_t \leftarrow \beta_2 \cdot v_{t-1} + (1 - \beta_2) \cdot g_t^2 (Update biased second raw moment estimate)
      \widehat{m}_t \leftarrow m_t/(1-\beta_1^t) (Compute bias-corrected first moment estimate)
      \hat{v}_t \leftarrow v_t/(1-\beta_2^t) (Compute bias-corrected second raw moment estimate)
      \theta_t \leftarrow \theta_{t-1} - \alpha \cdot \widehat{m}_t / (\sqrt{\widehat{v}_t} + \epsilon) (Update parameters)
   end while
   return \theta_t (Resulting parameters)
```

Função custo

<u>Função custo</u>: Entropia cruzada
 Permite interpretar ŷ como probabilidade

$$-\sum[(\mathbf{y}\cdot log(\mathbf{\hat{y}}) + (1-\mathbf{y})\cdot log(1-\mathbf{\hat{y}})) + \frac{\lambda}{2}\cdot\mathbf{W}^2]$$

Hiperparâmetros

Otimização

$$\alpha = 0,001$$

$$\beta_1 = 0,9$$

$$\beta_2 = 0,999$$

Regularização

- \triangleright L2: $\lambda = 0,001$
- Dropout: 0,5

Aquisiçao de dados

Tweets podem ser facilmente coletados através de API. Podem ser coletados tweets de um contexto específico, a partir de filtro por hashtag ou palavras chave, ou não.

9. Aplicações

64 Aplicações



Aplicações



