

Universidade Federal do Pampa

Marcos Vinícius Treviso

Modelo para Trabalho de Conclusão de Curso

Alegrete

2015

Marcos Vinícius Treviso

Modelo para Trabalho de Conclusão de Curso

Projeto de Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Graduação em Ciência da Computação da Universidade Federal do Pampa como requisito parcial para a obtenção do título de Bacharel em Ciência da Computação.

Orientador: Fábio Natanael Kepler

Alegrete

2015

Marcos Vinícius Treviso

Modelo para Trabalho de Conclusão de Curso

Projeto de Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Graduação em Ciência da Computação da Universidade Federal do Pampa como requisito parcial para a obtenção do título de Bacharel em Ciência da Computação.

Projeto de Trabalho de Conclusão de Cursodefendido e aprovado em de de

Banca examinadora:

Fábio Natanael Kepler
Orientador

Professor
sigla da instituição

Professor
sigla da instituição

*Este trabalho é dedicado às crianças adultas que,
quando pequenas, sonharam em se tornar cientistas.*

Agradecimentos

O esforço para chegar até aqui é grande, e certamente não conseguiria ter feito isso sozinho, por isso gostaria de agradecer meu orientador Fábio por me ajudar em assuntos variados durante a faculdade, com o qual aprendi muito.

Não é só de estudo que concluímos uma faculdade, depende muito da nossa força de vontade, e nesse quesito gostaria de agradecer muito a minha irmã Thaís, e especialmente meu pai Gilmar e minha mãe Loeiri por todos os conselhos e apoio.

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipisicing elit, sed do eiusmod tempor incididunt ut labore et dolore magna aliqua. Ut enim ad minim veniam, quis nostrud exercitation ullamco laboris nisi ut aliquip ex ea commodo consequat.

Duis aute irure dolor in reprehenderit in voluptate velit esse cillum dolore eu fugiat nulla pariatur. Excepteur sint occaecat cupidatat non proident, sunt in culpa qui officia deserunt mollit anim id est laborum.

"Existem muitas hipóteses em ciência que estão erradas. Isso é perfeitamente aceitável, eles são a abertura para achar as que estão certas."
(Carl Sagan - O Mundo Assombrado Pelos Demônios)

Resumo

Segundo a ABNT (2003, 3.1-3.2), o resumo deve ressaltar o objetivo, o método, os resultados e as conclusões do documento. A ordem e a extensão destes itens dependem do tipo de resumo (informativo ou indicativo) e do tratamento que cada item recebe no documento original. O resumo deve ser precedido da referência do documento, com exceção do resumo inserido no próprio documento. (...) As palavras-chave devem figurar logo abaixo do resumo, antecedidas da expressão Palavras-chave:, separadas entre si por ponto e finalizadas também por ponto.

Palavras-chave: Aprendizado de máquina. Processamento de linguagem natural. Part-of-speech tagging. Redes neurais. Word embeddings.

Abstract

This is the english abstract.

Key-words: Machine Learning. Natural language processing. Part-of-speech tagging.
Neural networks. Word embeddings.

Listas de ilustrações

Figura 1 – Exemplo de classificação gramatical	27
Figura 2 – Diagrama para resultado final	31
Figura 3 – Demonstração de regressão	32
Figura 4 – Demonstração de classificação	33
Figura 5 – Função sigmoide	35
Figura 6 – Representação dos casos da função de custo	37
Figura 7 – Função de custo - $J(\theta_0, \theta_1)$	38
Figura 8 – Funcionamento do Gradiente Descendente	40
Figura 9 – Exemplo de <i>underfitting</i> e <i>overfitting</i>	41
Figura 10 – Exemplo de vetores de <i>features</i> de cinco dimensões representando palavras	45
Figura 11 – t-SNE: Visualização para <i>word embeddings</i>	46
Figura 12 – Exemplo de palavras similares	46
Figura 13 – Exemplos de representação de sensores no cérebro	47
Figura 14 – Representação de um neurônio	48
Figura 15 – Abstração matemática de um neurônio	49
Figura 16 – Rede neural com uma camada oculta	49
Figura 17 – Modelo da rede neural	52
Figura 18 – Passos do Backpropagation	55
Figura 19 – Modelo de aprendizagem profunda	57
Figura 20 – Sentido do aprendizado de máquina	58
Figura 21 – Tamanho das redes neurais ao longo dos anos	59
Figura 22 – Funcionamento de aprendizagem profunda em Part-of-speech (POS) Tagging	59
Figura 23 – Exemplo de tamanhos de fonte	83
Figura 24 – Tela do JabRef para uma versão inicial do arquivo bib deste documento	85

Lista de tabelas

Tabela 1 – Notação utilizada para classificação	34
Tabela 2 – Dados dos <i>córpus</i>	43
Tabela 3 – Notação utilizada para representação redes neurais	50
Tabela 4 – Notação utilizada para aprendizado em redes neurais	53
Tabela 5 – Comparativo entre técnicas e resultados encontrados na literatura para o problema de POS Tagging.	62
Tabela 6 – Cronograma de Atividades Restantes	67
Tabela 7 – Linhas de código para inserir figura	84

Lista de abreviaturas

Lista de siglas

DDV Dentro do Vocabulário

FDV Fora do Vocabulário

GloVe Global Vectors

HAL Hyperspace Analogue to Language

NLM Neural Language Model

PLN Processamento de Linguagem Natural

POS Part-of-speech

SG Skip-Gram

Listas de símbolos

(x, y) Um exemplo de treinamento

$(X^{(i)}, Y^{(i)})$ O i-ésimo exemplo de treinamento

α Taxa de aprendizagem

λ Parâmetro de regularização

\mathcal{T} Conjunto de trabalhos de TCC

θ Parâmetros a serem aprendidos

A_i Área do i^{esimo} componente

m Número de exemplos de treinamento

X Dados de entrada ou *features*

$X^{(i)}$ O vetor coluna de todas as *features* no i-ésimo exemplo de treinamento

$X_j^{(i)}$ O valor da *feature* j no i-ésimo exemplo de treinamento

Y Dados de saída

Sumário

1	INTRODUÇÃO	27
1.1	Objetivo	27
1.2	Estrutura do trabalho	28
2	O PROBLEMA	29
3	FUNDAMENTOS	31
3.1	Aprendizado de máquina	31
3.1.1	Classificação	33
3.1.2	Função de hipótese	34
3.1.3	Função de custo	36
3.1.4	Minimização da função de custo	38
3.1.5	Classificação multiclasse	40
3.1.6	Regularização	40
3.2	Corpus e seu conjunto de classes gramaticais	42
3.3	Representação das palavras	43
3.4	Redes neurais	47
3.4.1	Neurocomputação	47
3.4.2	Representação do modelo	47
3.4.3	Representação vetorizada do modelo	50
3.4.4	Classificação multiclasse	52
3.4.5	Função de custo	53
3.4.6	Algoritmo <i>Backpropagation</i>	53
3.4.7	Treinamento	56
3.5	Aprendizagem profunda	56
4	TRABALHOS RELACIONADOS	61
5	METODOLOGIA	63
5.1	Representação das palavras	63
5.2	Pontuações para estrutura grammatical	63
5.2.1	Treinamento	64
6	CONCLUSÃO	65
7	CRONOGRAMA DE ATIVIDADES	67

Referências	69
APÊNDICES	73
APÊNDICE A – DERIVADAS PARCIAIS DO GRADIENTE DESCENDENTE	75
APÊNDICE B –	77
ANEXOS	79
ANEXO A – FUNDAMENTOS DE ÁLGEBRA LINEAR	81
ANEXO B – LATEX PARA PRINCIPIANTES	83
B.1 Outras Dicas	84
Índice	87

1 Introdução

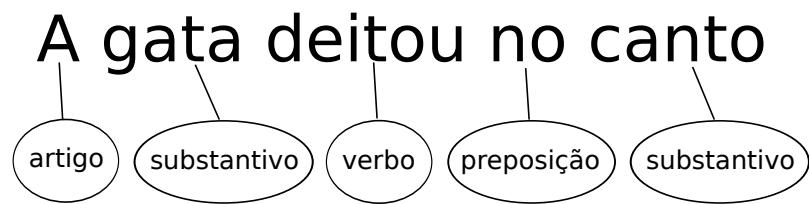
O ato de classificar uma palavra pertencente a um conjunto de textos em uma classe gramatical depende de sua estrutura morfo-sintática, esse ato é conhecido no campo de Processamento de Linguagem Natural (PLN) como POS Tagging. A Figura 1 ilustra esse processo.

O conjunto de textos denominados *córpus* são amplamente utilizados para esse processo, e é sobre eles que é feito o treinamento do modelo de reconhecimento de padrões para que seja possível classificar uma palavra a uma certa classe gramatical.

Um dos problemas dessa classificação é justamente a eficiência com a qual cada classe gramatical é atribuída para certa palavra, nesse quesito, há vários métodos já idealizados que conseguiram uma eficiência de cerca de 97% (SANTOS; ZADROZNY, 2014; COLLOBERT, 2011; FONSECA; ROSA; ALUÍSIO, 2015). Fonseca, Rosa e Aluísio (2015) afirmam ter conseguido o estado-da-arte atual para o português com 97,57% de acurácia.

Apesar de muitos desses métodos já serem utilizados em larga escala, em PLN estamos sempre buscando ganhar mais performance, já que POS Tagging pode ser aplicada em uma grande variedade de aplicações como tradução automática e extração de informações de textos (MANNING; SCHÜTZE, 1999), ferramentas de auxílio à leitura e escrita (MARQUIAFÁVEL, 2010), entre outras.

Figura 1: Exemplo de classificação gramatical



Nosso trabalho consiste em classificar palavras de acordo com seu contexto, ou seja, é feita a análise em termos das unidades primitivas que a compõem, e uma vez que ela é cumprida, podemos aplicar o resultado em outras análises.

1.1 Objetivo

Este trabalho tem, por fim, propor um novo método de classificação de palavras em classes gramaticais e analisar sua eficiência em relação a trabalhos já publicados que

utilizam métodos já consolidados. Primordialmente, isso será feito para o escopo da língua portuguesa brasileira.

Para buscar uma boa eficiência será proposto um método original, que se baseia em classificar primeiramente palavras mais fáceis (*e.g verbos*), desse modo, espera-se deixar palavras ambíguas por último. Por exemplo, para a [Figura 1](#) deixariámos a palavra *canto* para o final, uma vez que não sabemos se isso se trata de um verbo ou de um substantivo.

Como já mencionado, o estado-da-arte atual tem atualmente cerca de 97% de acurácia, tentaremos ultrapassar esse limite aplicando novas técnicas de classificação e utilizando características significantes das palavras. A acurácia da classificação não será a única medida levada em consideração, o tempo de processamento gasto no treinamento para cada *córpus* também será.

Para exemplificar brevemente uma possível aplicação, no final pretende-se que o modelo seja capaz de classificar corretamente as palavras analisando o seu contexto, e com isso outros analisadores conseguirão identificar o uso das palavras de acordo com seu significado, como mostrado abaixo na [Equação 1.1](#). Essa equação será explicada na [seção 3.3](#).

$$\text{homem} + \text{coroa} = \text{rei} \quad (1.1)$$

1.2 Estrutura do trabalho

A fim de proporcionar uma boa interpretação, este trabalho foi dividido nos seguintes capítulos: No [Capítulo 2](#) será descrito o problema de etiquetagem. No [Capítulo 3](#) será mostrados os principais fundamentos necessários para entender o método proposto e seus conceitos relacionados; após passar os fundamentos, será apresentado no [Capítulo 4](#) os trabalhos relacionados que procuram resolver o problema de POS Tagging utilizando diferentes técnicas e abordagens. Depois, no [Capítulo 5](#) será detalhado aspectos da metodologia a ser aplicada e a explicação do método proposto juntamente com as técnicas utilizadas. Então, no ?? será feito um comparativo entre os resultados preliminares alcançados e uma breve discussão a respeito. E por fim, no [Capítulo 6](#) será apresentado as considerações finais.

2 O problema

Primeiramente, devemos informar que o problema a ser resolvido não é trivial, pois uma palavra pode possuir diferentes categorias gramaticais, e para solucioná-lo é preciso, na maioria das vezes, analisar todo o contexto no qual a palavra está associada. Além disso, como já mostrado anteriormente, há muita ambiguidade no português do Brasil, e essa ambiguidade dificulta a análise morfo-sintática, porque não é possível determinar a priori qual classe gramatical a palavra pertence. No exemplo anterior, da [Figura 1](#), não fica claro qual é o tipo de canto que está sendo referenciado, onde pode ser um verbo ou um substantivo (*o ato de cantar na primeira pessoa do singular do presente; um substantivo que se refere a um ângulo saliente; ou um substantivo que se refere a uma composição poética*). A ambiguidade pode muitas vezes ser resolvida se o contexto for analisado, como por exemplo:

"O rio da cidade."

A palavra *rio* pode ser classificada como substantivo ou como verbo, mas levando em consideração o sentido da frase, fica evidente que a classificação correta é substantivo.

Uma estratégia trivial seria utilizar um longo dicionário com uma função de mapeamento de um para um, onde a *chave* seria a palavra e o *valor* seria a classe gramatical. Infelizmente essa técnica é inviável com os recursos computacionais que temos atualmente, visto que o número de entradas seria estupendamente grande por ter todas as palavras possíveis de português, caso contrário, haveria o problema de ter uma palavra fora do vocabulário, e portanto ela não teria uma classe gramatical associada. Outro problema dessa estratégia é a ambiguidade, que faz com que uma palavra tenha mais que uma classe gramatical associada, e portanto não é possível mapear com indubitabilidade de que a classe associada é a correta sem antes de analisar o contexto.

Dito isso, o problema deste trabalho consiste em desenvolver um método para classificar palavras em suas respectivas classes gramaticais de modo eficiente. Uma abordagem que está sendo amplamente utilizada para resolver esse problema é aprendizado de máquina, pois ela permite treinar um modelo que aprenda a classificar as palavras de acordo com o contexto em que está associada.

E em ordem de conseguir solucionar esse problema com eficiência, é necessário escolher um bom método computacional. Este trabalho se baseará na utilização de um método de aprendizado profunda que utiliza modelos neurais com múltiplas camadas (*deep-learning*), para que seja possível treinar modelos capazes de realizar a classificação.

Utilizamos redes neurais pois elas oferecem um jeito alternativo de realizar aprendizado de máquina quando temos hipóteses complexas com muitas características diferentes.

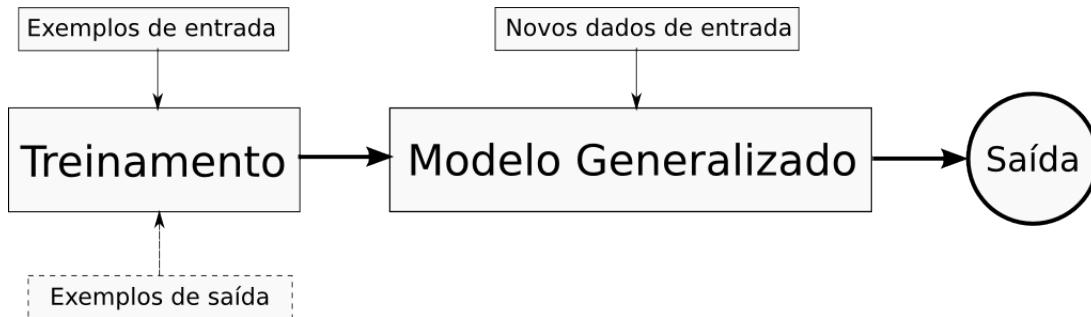
3 Fundamentos

Devido aos impasses demonstrados no [Capítulo 2](#), este trabalho é baseado em conceitos de aprendizado de máquina, que dedica-se na elaboração de algoritmos e técnicas que permitem um computador a aprender padrões.

3.1 Aprendizado de máquina

Para realizar a aprendizagem é necessário, a princípio, dados de entrada que servem como exemplo para nosso modelo, com esses dados é possível treinar o modelo para que ele possa então aprender com base nesses exemplos. Depois de realizar o treinamento, é possível generalizar sobre outros dados ainda não testados e gerar uma resposta apropriada como saída. O diagrama da [Figura 2](#) abaixo mostra os passos para obter o resultado final.

Figura 2: Diagrama para resultado final



O aprendizado de máquina pode ser dividido em duas abordagens: O **aprendizado supervisionado**, onde é dado um conjunto de dados de entrada e já se sabe como a saída deve parecer, tendo a ideia de que há uma relação entre a entrada e a saída; O **aprendizado não supervisionado**, que nos permite abordar problemas com pouca ou até nenhuma ideia de como os resultados devem parecer, nesse caso a caixa de exemplos de saída pode não existir.

Neste trabalho a abordagem utilizada vai ser o aprendizado supervisionado, pois já temos uma classe gramatical apropriada para cada palavra em seu contexto.

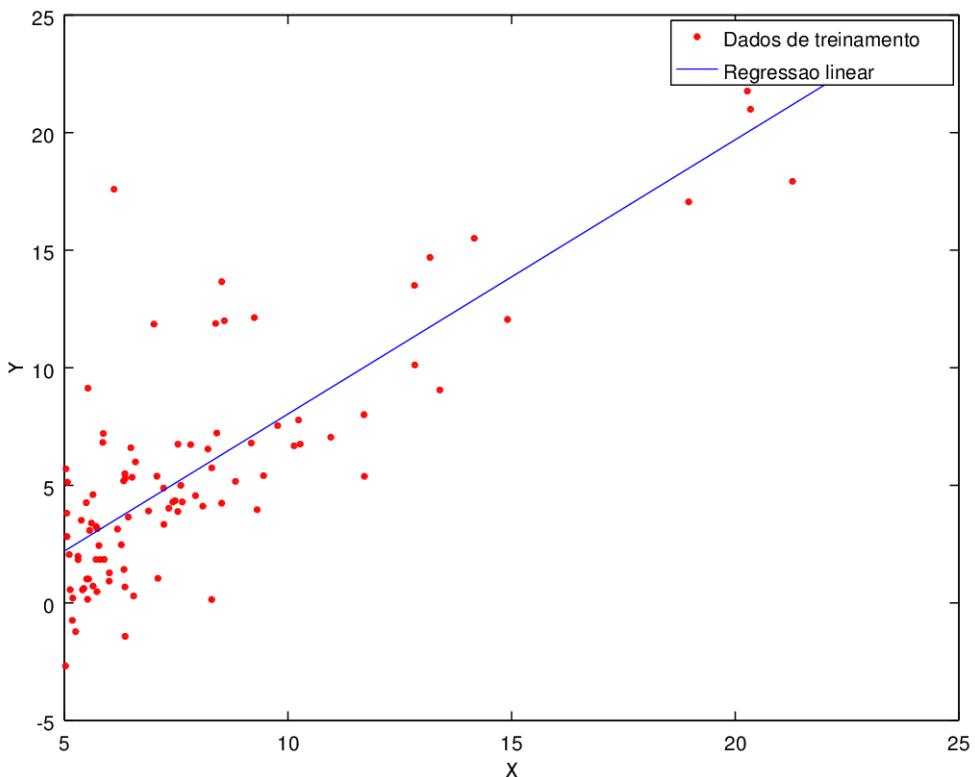
O aprendizado supervisionado permite dividir os problemas em duas categorias distintas:

- **Régressão:** Tenta-se prever resultados com uma saída contínua, significando que deseja-se mapear variáveis de entrada em alguma função contínua. A [Figura 3](#)

demonstra esse processo. Nessa demonstração, os círculos em vermelho são dados de exemplo, já a reta azul representa a predição feita pela regressão.

- **Classificação:** Tenta-se prever resultados em uma saída discreta, ou seja, deseja-se mapear variáveis de entrada em categoriais discretas. A [Figura 4](#) demonstra esse processo. Essa demonstração tem duas classes diferentes, as representadas pelos círculos amarelos e pelas cruzes vermelhas, já o contorno em verde representa o resultado da classificação sobre esses dados de exemplo.

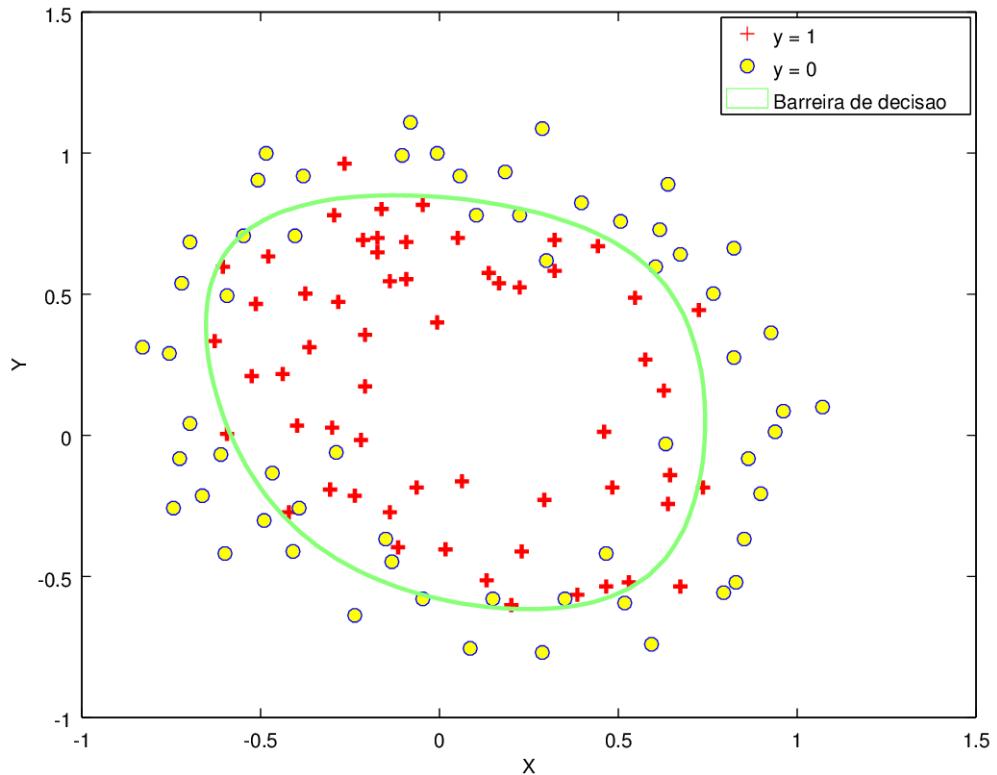
Figura 3: Demonstração de regressão



Fonte: [Ng \(2015\)](#)

Logo adiante será explicado os fundamentos de classificação e uma técnica para resolver esse problema chamada de regressão logística ([JR; LEMESHOW, 2004](#)). E em virtude de apresentar conceitos fundamentais há serem aplicados posteriormente nas redes neurais profundas, será falado um pouco mais sobre regressão logística, e também sobre propriedades importantes que serão referenciadas durante todo o trabalho.

Figura 4: Demonstração de classificação

Fonte: [Ng \(2015\)](#)

3.1.1 Classificação

Em um problema de classificação, nossa saída Y vai ser um vetor com valores sendo apenas zero ou um.

$$Y \in \{0, 1\} \quad (3.1)$$

A equação 3.1 está tratando apenas duas classes. Sendo assim, esse problema é chamado de classificação binária. Para resolver esse problema, um método que pode ser utilizado é regressão logística.

A fim de simplificar o uso das variáveis, faremos o uso de uma notação que é normalmente utilizada em textos de aprendizado de máquina, ela pode ser vista na [Tabela 1](#).

Tabela 1: Notação utilizada para classificação

X	dados de entrada ou <i>features</i>
Y	dados de saída
$X_j^{(i)}$	o valor da <i>feature</i> j no i -ésimo exemplo de treinamento
$X^{(i)}$	o vetor coluna de todas as <i>features</i> no i -ésimo exemplo de treinamento
m	número de exemplos de treinamento
n	$ X^{(i)} $, o número de <i>features</i>
(x, y)	um exemplo de treinamento
$(X^{(i)}, Y^{(i)})$	o i -ésimo exemplo de treinamento
θ	parâmetros a serem aprendidos

3.1.2 Função de hipótese

A função de hipótese descreve a confiança dos dados de entrada para os dados de saída, para isso é atribuído valores para os parâmetros θ s. Essa relação está definida na [Equação 3.2](#). Observe que ela tem apenas dois parâmetros. Na realidade uma hipótese pode ter vários parâmetros relacionados com os dados de entrada X , se tiver n dados de entrada, então haverá $n+1$ parâmetros. A forma geral da função de hipótese está mostrada na [Equação 3.3](#).

$$h_{\theta}(x) = \theta_0 + \theta_1 x \quad (3.2)$$

$$h_{\theta}(x) = \theta_0 + \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2 + \dots + \theta_n x_n \quad (3.3)$$

Uma maneira de simplificar a função de hipótese é trabalhar com a definição de multiplicação de matrizes. Então a função de hipótese pode ser representada de uma forma vetorializada, como mostrado na [Equação 3.4](#). Para maiores informações a respeito de matrizes e vetores, consultar o Anexo A, que traz informações básicas de álgebra linear.

$$h_{\theta}(x) = [\theta_0 \ \theta_1 \ \dots \ \theta_n] \times \begin{bmatrix} x_0 \\ x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = \theta^T X \quad (3.4)$$

Para que seja possível fazer operações de matrizes com θ e X , será setado $X_0^{(i)} = 1$ para todos os valores de i . Isso faz com que os vetores θ e $X^{(i)}$ combinem um com o outro elementarmente.

Uma função de hipótese tem o objetivo de mapear funções aleatórias dentro do

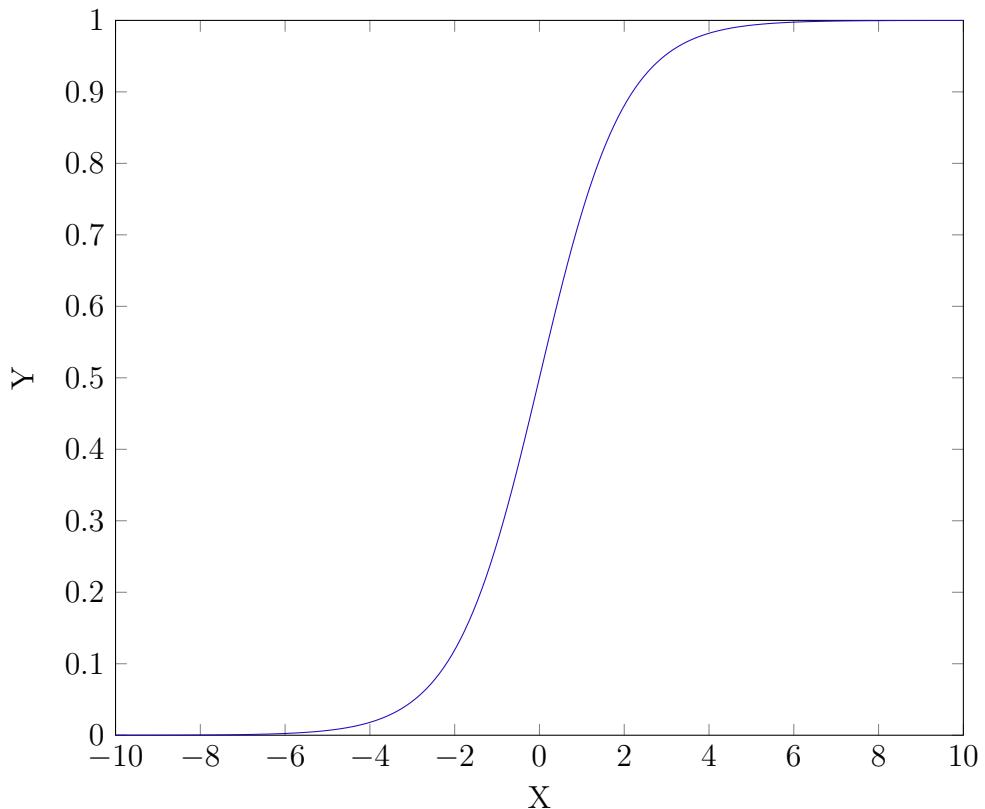
intervalo de saída Y . Portanto, nossa função de hipótese deve satisfazer a [Equação 3.5](#).

$$0 \leq h_{\theta}(x) \leq 1 \quad (3.5)$$

Para fazer com que uma entrada contínua fique nesse intervalo, é necessário utilizar uma função linear que faça esse mapeamento de modo linear, e para isso mudamos a forma da função de hipótese. A nova forma usa a função sigmoide, também conhecida como função logística.

$$\begin{aligned} h_{\theta}(x) &= g(\theta^T X) \\ z &= \theta^T X \\ g(z) &= \frac{1}{1 + e^{-z}} \end{aligned} \quad (3.6)$$

Figura 5: Função sigmoide



A função da [Equação 3.6](#) representada na [Figura 5](#) mapeia qualquer número no intervalo $[0, 1]$, tornando isso útil para transformar qualquer valor arbitrário em uma função mais ideal para problemas de classificação.

Para calcular a função de hipótese, podemos colocar o $\theta^T X$ na função logística. Isso nos dará a probabilidade de que a saída é 1.

$$h_\theta(x) = P(y = 1|X; \theta) = 1 - P(y = 0|X; \theta)$$

Ou seja, a probabilidade de nossa predição ser 1 é o oposto da probabilidade de ser 0. Sendo assim, a soma das probabilidades para $y = 0$ e $y = 1$ deve ser 1.

Para ter uma classificação discreta podemos traduzir a saída da função de hipótese de acordo com a [Equação 3.7](#):

$$\begin{aligned} h_\theta(x) \geq 0.5 &\Rightarrow y = 1 \\ h_\theta(x) < 0.5 &\Rightarrow y = 0 \end{aligned} \tag{3.7}$$

Então, se a entrada é $\theta^T X$, isso significa que:

$$h_\theta(x) = g(\theta^T X) \geq 0.5 \quad \text{quando} \quad \theta^T X \geq 0$$

A partir disso, podemos dizer que:

$$\begin{aligned} \theta^T X \geq 0 &\Rightarrow y = 1 \\ \theta^T X < 0 &\Rightarrow y = 0 \end{aligned}$$

O **limite de decisão** (ou barreira de decisão) é a linha que separa a área quando $y = 0$ e quando $y = 1$. Isso é criado pela função de hipótese. Uma observação importante é que a função de hipótese não precisa ser linear, pode ser até mesmo um círculo ou ter qualquer forma para ajustar os dados, como mostrado na [Figura 4](#). Isto é, uma função de hipótese pode ter várias *features*. Novas *features* podem ser criadas ao combinar as *features* já existentes e modificando-as. Por exemplo, se houvesse dois dados de entrada x_1 e x_2 , seria possível criar a função de hipótese:

$$h_\theta(x) = \theta_0 + \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2 + \theta_3 x_1 x_2 + \theta_4 x_1^2 + \theta_5 x_2^2 + \theta_6 x_1^2 x_2^2 + \dots$$

Todavia, essa abordagem pode gerar problemas de desempenho. Algumas *features* podem também acabar se tornando obsoletas e não ajudar em nada no resultado final, tornando seu cálculo inútil. Mas o principal problema dessa abordagem é o *overfitting*, que faz com que a função de hipótese interpole os dados, esse problema será explicado na [subseção 3.1.6](#).

3.1.3 Função de custo

Para medir a precisão da função de hipótese é necessário uma função que diga o quão precisa aquela hipótese é, tal função é denominada de função de custo. Com ela, é

feita uma média de todos os resultados das hipóteses com a entrada X comparada com o valor objetivo Y . Ela pode ser expressa como na Equação 3.8.

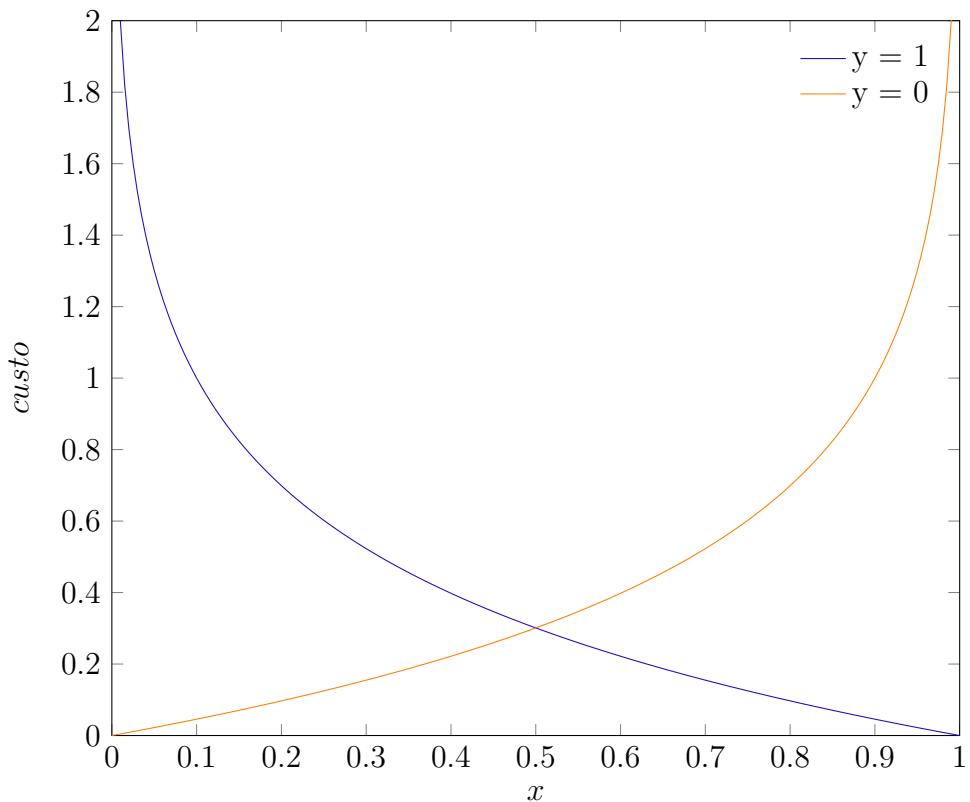
$$J(\theta) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m Custo(h_\theta(x^{(i)}, y^{(i)})) \quad (3.8)$$

Onde,

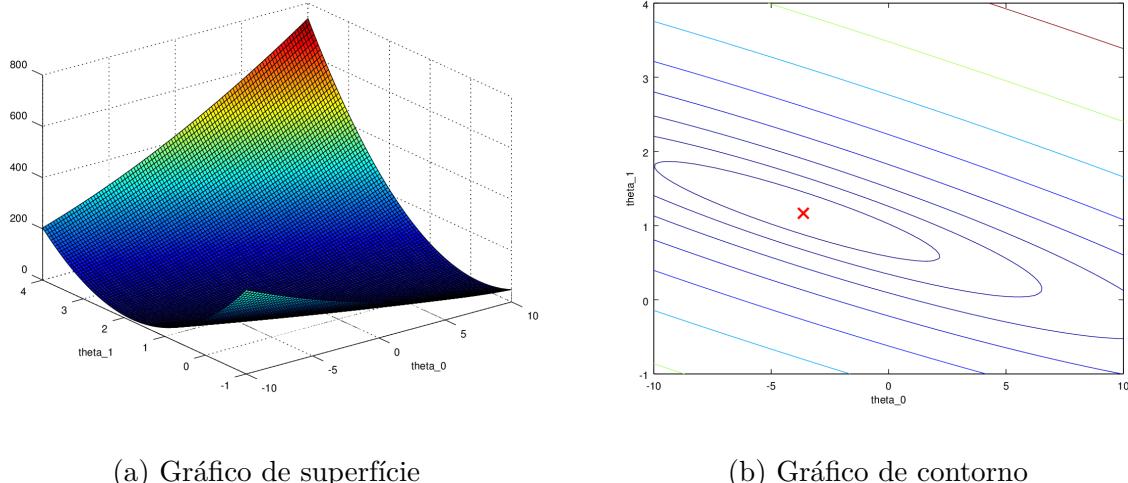
$$Custo(h_\theta(x^{(i)}, y^{(i)})) = \begin{cases} -\log(h_\theta(x)) & \text{se } y = 1 \\ -\log(1 - h_\theta(x)) & \text{se } y = 0 \end{cases} \quad (3.9)$$

A Equação 3.9 captura a intuição de que se $h_\theta(x) = 0$, mas $y = 1$, então o algoritmo de aprendizado será penalizado por um custo muito alto. A Figura 6 demonstra os dois respectivos casos dessa equação.

Figura 6: Representação dos casos da função de custo



O quanto mais a função de hipótese está longe de y , maior é a saída da função de custo. Se a função de hipótese é igual a y , então o custo é 0.

Figura 7: Função de custo - $J(\theta_0, \theta_1)$ 

Fonte: Ng (2015)

Podemos simplificar a [Equação 3.9](#) com dois casos condicionais em apenas um caso:

$$Custo(h_\theta(x), y) = -y \log(h_\theta(x)) - (1 - y) \log(1 - h_\theta(x)) \quad (3.10)$$

Nota-se que quando y é igual a 1, o segundo termo será 0 e não afetará o resultado. E quando y é igual a 0, o primeiro termo será 0 e não afetará o resultado. Aplicando a [Equação 3.10](#) na função de custo da equação [Equação 3.8](#), podemos reescrevê-la como a equação [Equação 3.11](#) ou na versão vetorizada da [Equação 3.12](#).

$$J(\theta) = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left(y^{(i)} \log(h_\theta(x^{(i)})) + (1 - y^{(i)}) \log(1 - h_\theta(x^{(i)})) \right) \quad (3.11)$$

$$J(\theta) = -\frac{1}{m} \left(\log(g(X\theta))^T Y + \log(1 - g(X\theta))^T (1 - Y) \right) \quad (3.12)$$

O objetivo da regressão logística é minimizar a função de custo em relação aos parâmetros θ s. Usando dois parâmetros é possível visualizar uma função de custo através do número de iterações, isso pode ser observado no exemplo da [Figura 7\(a\)](#) e da [Figura 7\(b\)](#).

3.1.4 Minimização da função de custo

Para essa tarefa é necessário a aplicação de um algoritmo que pega a função de custo e tente minimizá-la, e por fim retorne os valores dos parâmetros θ s aprendidos. Com isso, estaremos melhorando nossa função de hipótese.

Um dos algoritmos mais utilizados para essa tarefa é o **Gradiente Descendente** (MICHALSKI; CARBONELL; MITCHELL, 2013), seu funcionamento baseia-se em seguir a derivada da função de custo em relação aos parâmetros θ s alternadamente, com isso a encosta da tangente dará a direção para seguir adiante. Ademais, é aplicada uma taxa de aprendizagem α a cada iteração, para tentar controlar a convergência.

Seu funcionamento é descrito pelo algoritmo 3.13.

repita até convergir {

$$\theta_j := \theta_j - \alpha \frac{\partial}{\partial \theta_j} J(\theta) \quad (3.13)$$

}

Ao trabalhar sobre a derivada parcial da função de custo, podemos chegar na Equação 3.14 e adiante na versão vetorizada na Equação 3.15. A explicação de como trabalhar sobre a derivada pode ser encontrado no Apêndice A.

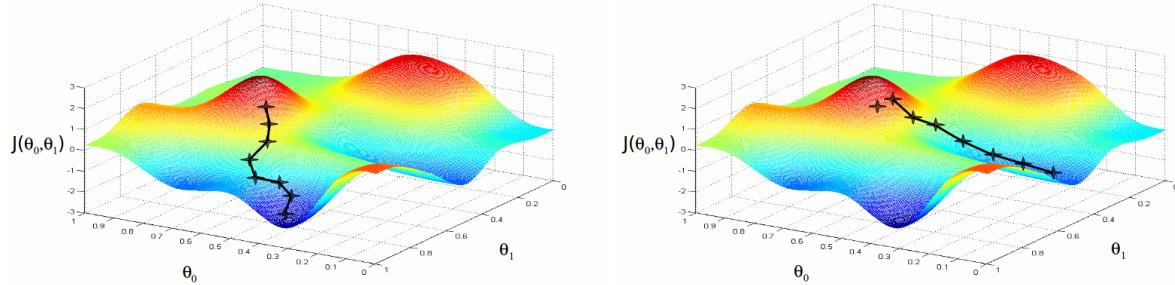
$$\theta_j := \theta_j = \alpha \sum_{i=1}^m \left(h_\theta(x^{(i)}) - y^{(i)} \right) x_j^{(i)} \quad (3.14)$$

$$\theta := \theta - \frac{\alpha}{m} X^T (g(X\theta) - Y) \quad (3.15)$$

Na Figura 8(a) é possível visualizar esse funcionamento sobre os parâmetros. Observe que nesse caso o algoritmo consegue convergir para o mínimo global, porém em alguns casos (dependendo de nossa taxa de aprendizagem α) pode-se convergir para um mínimo local como mostrado na Figura 8(b). Basicamente se α for um valor muito alto, os passos para o mínimo ótimo serão grandes e portanto o risco de divergência será maior, caso seja muito baixo, os passos para o mínimo ótimo serão pequenos e portanto irá demorar muito para convergir. Ng (2015) diz para testar manualmente esse valor, começando com 0,001 e ir multiplicando por 10 esse valor até atingir uma divergência no resultado. Sendo assim possível analisar o melhor valor da taxa de aprendizagem e selecioná-la para o treinamento definitivo.

O Gradiente Descendente é apenas um dos vários algoritmos que existem para minimizar a função de custo. De acordo com Ng (2015), há alternativas mais sofisticadas como o Gradiente Conjugado, Broyden–Fletcher–Goldfarb–Shanno (BFGS) e Limited-memory-BFGS (L-BFGS), onde além de serem mais rápidos que o Gradiente Descendente, não é preciso selecionar manualmente o valor de α . Mas, também é sugerido que não devemos tentar codificar esses algoritmos, visto que são mais complexos e requerem um bom conhecimento de cálculo numérico, onde ao invés podemos usar bibliotecas otimizadas que implementam esses algoritmos.

Figura 8: Funcionamento do Gradiente Descendente



Fonte: [Ng \(2015\)](#)

3.1.5 Classificação multiclasse

O POS Tagging é um problema de classificação multiclasse, onde deve-se etiquetar uma palavra em uma de várias categorias gramaticais possíveis. É possível fazer isso ao expandir nossa definição para que a saída seja $y = \{0, 1, \dots, n\}$. Nesse caso, é dividido o problema em $n + 1$ problemas de classificação binária e em cada um será feito a predição da probabilidade de que y é membro de uma dessas classes.

$$\begin{aligned} h_{\theta}^{(0)}(X) &= P(y = 0|X; \theta) \\ h_{\theta}^{(1)}(X) &= P(y = 1|X; \theta) \\ &\vdots \\ h_{\theta}^{(n)}(X) &= P(y = n|X; \theta) \end{aligned}$$

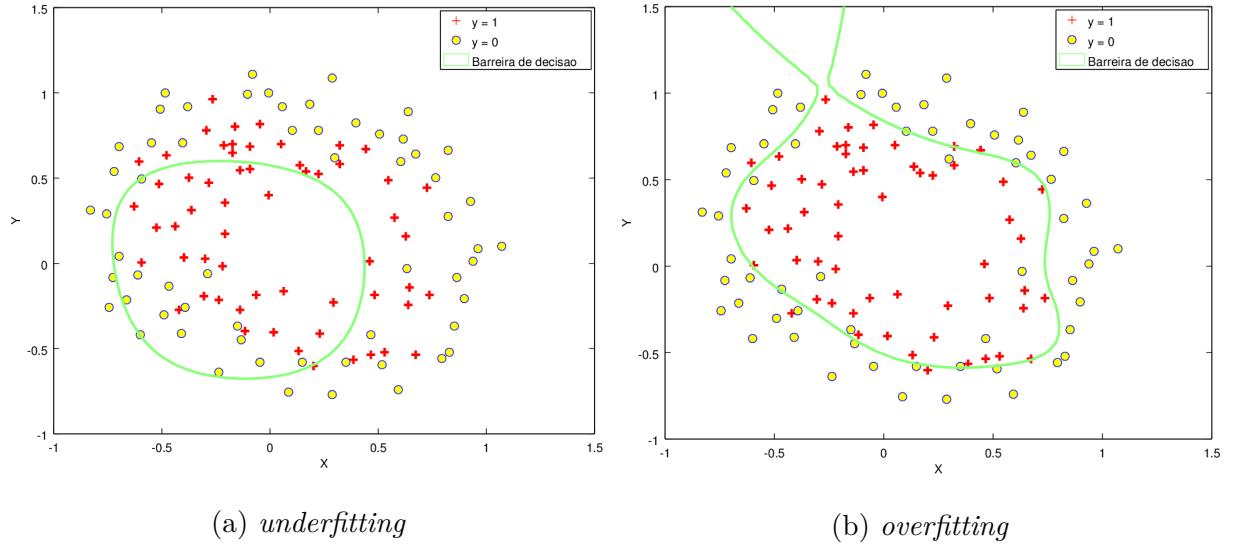
E então escolhe-se a classe com o valor de hipótese mais alto.

$$\text{prediction} = \max_i(h_{\theta}^{(i)}(X))$$

3.1.6 Regularização

Como já mencionado, regularização é um conceito importante designado para resolver o problema de *overfitting*.

Quando se trabalha com abordagens de aprendizagem supervisionada, tem dois problemas que podem ocorrer dependendo das *features* escolhidas. O ***underfitting*** ocorre quando a forma da função de hipótese mapeia mal à tendência dos dados. Isso é causado por uma função que é muito simples ou que usa pouquíssimas *features*. Em contrapartida, ***overfitting*** é causado por uma função de hipótese que encaixa os dados avaliados mas não generaliza bem para classificar novos dados. É usualmente causado por uma função complexa que cria muitas curvas e ângulos desnecessários não relacionados aos dados.

Figura 9: Exemplo de *underfitting* e *overfitting*

Fonte: Ng (2015)

Uma boa classificação para o conjunto de dados mostrados na Figura 9 é o exemplo mostrado na Figura 4.

Segundo (NG, 2015), há duas opções principais para resolver o problema de *overfitting*:

- a) Reduzir o número de *features*:
 - Manualmente selecionar quais *features* usar;
 - Usar um algoritmo de seleção de modelo.
- b) Regularização:
 - Manter todos as *features*, mas reduzir os parâmetros θ_j .

Em geral, regularização funciona bem quando há bastante features levemente úteis. Quando há *overfitting* da função de hipótese, é possível reduzir a influência de alguns termos da função aumentando os seus custos. Por exemplo, caso quiséssemos eliminar a influência de θ_3x^3 e θ_4x^4 da Equação 3.16, poderíamos mudar a forma da função de custo. Com isso, a função de hipótese não é alterada e as *features* não são eliminadas, como mostrado na Equação 3.17.

$$h_{\theta}(x) = \theta_0 + \theta_1x^1 + \theta_2x^2 + \theta_3x^3 + \theta_4x^4 \quad (3.16)$$

$$J(\theta) = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left(y^{(i)} \log(h_{\theta}(x^{(i)})) + (1 - y^{(i)}) \log(1 - h_{\theta}(x^{(i)})) \right) + \underbrace{1000\theta_3^2 + 1000\theta_4^2}_{\text{termo de regularização}} \quad (3.17)$$

Com isso, adicionamos dois termos extras no fim da função de custo para inflar o custo de θ_3 e θ_4 . Agora, para a função de custo chegar a zero, nós teremos que reduzir os valores de θ_3 e θ_4 para próximos a zero. Isso vai reduzir substancialmente o peso das *features* cuja influência queremos eliminar.

É possível regularizar todos os parâmetros em um único somatório conforme mostrado na [Equação 3.18](#). Isso pode ser feito com a inclusão do parâmetro de regularização λ , que determina o quanto os custos dos parâmetros θ s serão inflados.

$$J(\theta) = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left(y^{(i)} \log(h_\theta(x^{(i)})) + (1 - y^{(i)}) \log(1 - h_\theta(x^{(i)})) \right) + \frac{\lambda}{2m} \sum_{j=1}^n \theta_j^2 \quad (3.18)$$

Observe que o índice j do segundo somatório começa em 1, isso significa que não estamos regularizando o θ_0 .

Como foi regularizado a função de custo, há de se regularizar o algoritmo que realiza sua minimização também. Quando é trabalhado com o Gradiente Descendente isso pode ser feito como no algoritmo [3.19](#). Como na função de custo, não queremos regularizar o θ_0 e então precisamos separá-lo em um outro passo.

repita até convergir {

$$\begin{aligned} \theta_j &:= \theta_j - \frac{\alpha}{m} \sum_{i=1}^m (h_\theta(x^{(i)}) - y^{(i)}) x_0^{(i)} && \text{se } j = 0 \\ \theta_j &:= \theta_j - \alpha \left[\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (h_\theta(x^{(i)}) - y^{(i)}) x_0^{(i)} + \frac{\lambda}{m} \theta_j \right] && \text{se } j > 0 \end{aligned} \quad (3.19)$$

}

Com isso a regressão logística pode ser aplicada normalmente, pois a regularização vai cuidar do *overfitting*. Entretanto, para casos mais complexos, que envolve a criação de muitas *features* como no caso de [POS Tagging](#), há uma melhor abordagem para realizar a etiquetagem. Essa abordagem é conhecida como redes neurais e ela será discutida na [seção 3.4](#).

3.2 Córpus e seu conjunto de classes gramaticais

Córpus são uma coleção de textos colocados como um só, eles são os exemplos de entrada para nosso treinamento. A qualidade e o tamanho desses córpus são importantes para que o etiquetador possa generalizar sentenças ainda não vistas. Eles contém também um conjunto de classes gramaticais associadas a cada palavra.

Esses conjuntos podem se diferenciar na sua granularidade, como por exemplo, podem ter diferentes classes gramaticais para nomes no plural e no singular, ou agrupar

eles em uma única classe (FONSECA; ROSA; ALUÍSIO, 2015). No inglês, há vários conjuntos de classes gramaticais de qualidade que são amplamente utilizados, são o Penn Treebank tagset (THE... , 2014), CLAWS5 e CLAWS7.

Já no português, os córpuses estão evoluindo com o tempo, embora alguns erros são encontrados neles (FONSECA; ROSA, 2013), eles ainda são a melhor opção devido a seu tamanho e qualidade. Os principais e mais utilizados para essa tarefa são o Mac-Morpho (ALUÍSIO et al., 2003) com cerca de um milhão de palavras, que retrata artigos publicados na Folha de São Paulo em 1994. O Tycho Brahe (TEMPONI, 2004) que também tem cerca de um milhão de palavras e retrata assuntos históricos de 66 textos diferentes. Há também o Bosque (AFONSO et al., 2002), que contém cerca de 185 mil palavras. Além desses, (FONSECA; ROSA; ALUÍSIO, 2015) apresenta uma versão revisada do Mac-Morpho, com classes gramaticais novas e junção de outras. Dados referentes a cada córpus podem ser encontrados na Tabela 2.

Tabela 2: Dados dos *córpus*

Córpus	Sentenças	Palavras	Classes gramaticais
Mac-Morpho original	53,374	1,221,465	41
Mac-Morpho revisado	49,932	945,958	26
Tycho Brahe	40,932	1,035,592	265

Infelizmente esses córpuses não podem ser combinados em um só, já que eles se diferenciam no conjunto de classes gramaticais e também no seu uso associado. Uma possível alternativa para essa combinação seria o uso de uma aprendizagem não supervisionada, aplicando técnicas de clusterização.

A aprendizagem baseada em córpus tem mostrado uma estratégia atrativa, já que pode ser usado recursos criados com boa eficiência. Devido a isso, nesse trabalho vamos utilizar três córpuses: o Mac-Morpho original; Mac-Morpho revisado e o Tycho Brahe. O conjunto de etiquetas para esses córpuses podem ser encontrados, respectivamente, em (ALUÍSIO et al., 2003), (FONSECA; ROSA; ALUÍSIO, 2015) e (TEMPONI, 2004).

3.3 Representação das palavras

Palavras ¹ podem ser representadas de várias maneiras em um modelo de aprendizagem, podendo ser até mesmo feito o uso real da palavra como uma *feature*.

No entanto, a melhor abordagem e a mais indicada atualmente é a utilização de *word embeddings*, elas são representação de palavras como vetores reais valorados em um espaço multidimensional (TURIAN; RATINOV; BENGIO, 2010). Elas podem ser geradas de maneiras diferentes dependendo da técnica utilizada, clássicas abordagens baseiam-se

¹ Uma palavra pode ser qualquer conjunto de caracteres, inclusive pontuações, números, etc.

na frequência e co-ocorrência das palavras profundas. Mas ultimamente o processo de geração tem sido feito através de redes neurais, onde é possível capturar informações sintáticas e semânticas sobre as palavras (COLLOBERT et al., 2011).

Word embeddings conseguem mapear palavras em um espaço relativamente pequeno (usando algumas centenas de dimensões ou até menos) e capturam similaridades entre as palavras (o tipo de similaridade varia com o método usado para gerá-las) de acordo com sua distância euclidiana, *cosine*, Jaccard, etc. Quando falamos que elas são similares, significa que elas tendem a serem usadas no mesmo contexto e usualmente pertencem a mesma classe gramatical. Além disso, palavras não vistas nos dados de treinamento não são completamente desconhecidas, pois elas têm uma representação vetorial. Por isso, espera-se que o impacto de palavras Fora do Vocabulário (FDV) seja menor (FONSECA; ROSA; ALUÍSIO, 2015).

As *word embeddings* podem então ser consideradas como novas *features* obtidas a partir das originais. Essa técnica tem interessado cada vez mais pesquisadores na área de PLN, e com isso novos processos de geração de *word embeddings* tem surgido.

Collobert et al. (2011) usa um modelo de rede neural (Neural Language Model (NLM), do inglês) para inicializar suas representações de palavras, com isso evita-se a tarefa de *engenharia de features*. Esse modelo é baseado na extração dos parâmetros aprendidos em uma rede neural treinada por *backpropagation*, onde após o treinamento, é gerada uma tabela de busca com a palavra original como chave e o vetor de *features* como valor. Além disso, é mostrado a eficiência desse método em aplicações de análise sintática e semântica.

Collobert et al. (2011) ainda nos mostra como extender a ideia de representação vetorial para incorporar *features* discretas. Um exemplo disso é a presença de capitalização, que traz informações importantes da palavra. Esse processo pode ser feito ao criar vetores correspondentes a *feature* criada. A Figura 10 ilustra esse processo.

Outro método utilizado para a criação dos vetores é o Hyperspace Analogue to Language (HAL) (LUND; BURGESS, 1996). Ele é baseado na contagem de ocorrência de palavras próximasumas das outras para então obter uma grande matriz de contagem. Após finalizar a contagem, é analisada a distância euclidiana contabilizada entre as palavras do vocabulário e uma palavra alvo. Essas distâncias são então ordenadas, e os vizinhos com menores distâncias são examinados.

Além dessas, outra estratégia para gerar vetores é a modelação Skip-Gram (SG), que tem como objetivo minimizar a complexidade computacional na geração das *word embeddings*. Essa estratégia consiste em prever palavras próximas de uma dada palavra. Isso é feito usando uma palavra como entrada para o um classificador de complexidade logarítmica com uma camada de projeção contínua. A previsão é feita com um conjunto

Figura 10: Exemplo de vetores de *features* de cinco dimensões representando palavras

Vetores de <i>features</i> para palavras no vocabulário	
leal:	0.41 0.54 0.49
leão:	0.19 0.33 0.01
lenha:	0.90 0.57 0.16
⋮	
Vetores de <i>features</i> para capitalização de palavras	
Todas minúsculas:	0.04 0.37
Todas maiúsculas:	0.98 0.20
Primeira maiúscula:	0.42 0.24
Outras combinações:	0.11 0.48
Nenhuma:	0.81 0.89
⋮	
Representação final das palavras no modelo	
leal:	0.41 0.54 0.49 0.04 0.37
leão:	0.19 0.33 0.01 0.04 0.37
Leão:	0.19 0.33 0.01 0.42 0.24
LEÃO:	0.19 0.33 0.01 0.98 0.20

de palavras predecessoras e sucessoras, porém quanto maior for esse conjunto, maior será a complexidade computacional (MIKOLOV et al., 2013). Já que o classificador não tem uma camada oculta na sua arquitetura, ele é consideravelmente mais rápido que um modelo de rede neural. Essa estratégia é utilizada pela ferramenta *word2vec*, que contém a contribuição do próprio Mikolov et al. (2013).

A estratégia mais recente e indicada por Socher (2015) é a utilização de Global Vectors (GloVe) para representação de palavras idealizados em (PENNINGTON; SOCHER; MANNING, 2014). Essa estratégia consiste em modelar as palavras usando representações compartilhadas entre as palavras alvo e seu contexto. Essa estratégia é atualmente o estado da arte para a representação de palavras em vetores de *features*.

Portanto, para a criação de um vetor de *features*, temos a transformação W para uma palavra *word*:

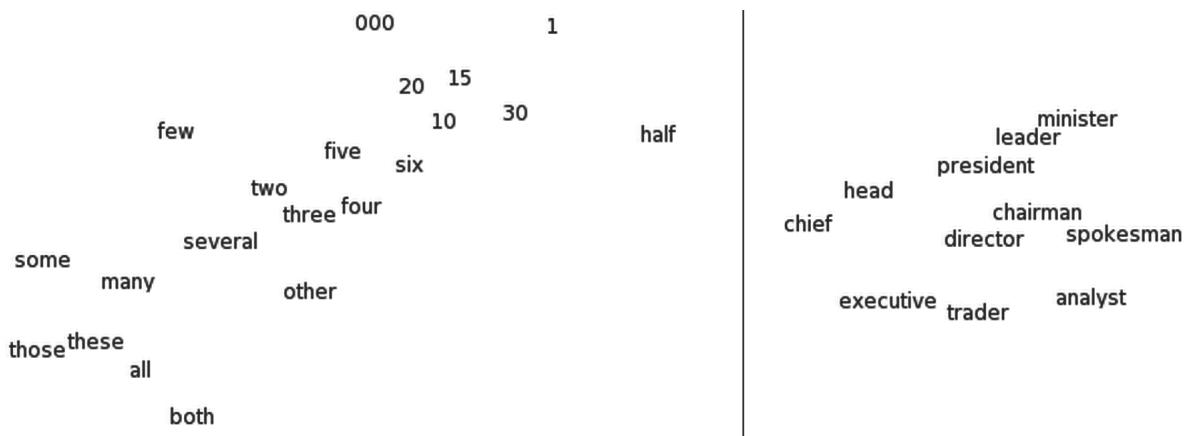
$$W : \text{word} \rightarrow \mathbb{R}^n \quad (3.20)$$

O número de dimensões n dos vetores podem variar. Em geral, quanto mais dimensões há, melhores representações podem ser alcançadas, mas se a dimensão for muito grande, o processamento pode ser demorado.

Como já mencionado, a grande vantagem em se utilizar *word embeddings* é o fato

dessa representação conseguir capturar informações sintáticas e semânticas das palavras. Isso pode ser visualizado através do t-SNE (MAATEN; HINTON, 2008), uma técnica sofisticada para visualizar dados em altas dimensões.

Figura 11: t-SNE: Visualização para *word embeddings*



Fonte: Turian, Ratinov e Bengio (2010)

Na Figura 11 podemos visualizar um tipo de mapeamento entre os sentidos intuitivos das palavras, onde na esquerda estão palavras referentes a números e na direita palavras referentes a profissões. Ou seja, palavras similares estão pertos umas das outras.

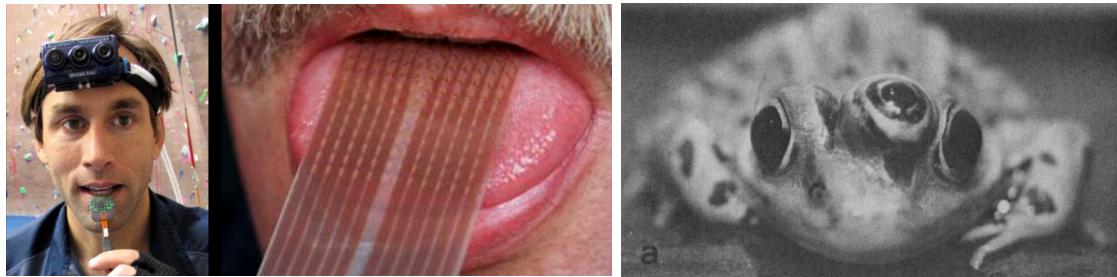
Figura 12: Exemplo de palavras similares

FRANCE	JESUS	XBOX	REDDISH	SCRATCHED	MEGABITS
AUSTRIA	GOD	AMIGA	GREENISH	NAILED	OCTETS
BELGIUM	SATI	PLAYSTATION	BLUISH	SMASHED	MB/S
GERMANY	CHRIST	MSX	PINKISH	PUNCHED	BIT/S
ITALY	SATAN	IPOD	PURPLISH	POPPED	BAUD
GREECE	KALI	SEGA	BROWNISH	CRIMPED	CARATS
SWEDEN	INDRA	PSNUMBER	GREYISH	SCRAPED	KBIT/S
NORWAY	VISHNU	HD	GRAYISH	SCREWED	MEGAHERTZ
EUROPE	ANANDA	DREAMCAST	WHITISH	SECTIONED	MEGAPIXELS
HUNGARY	PARVATI	GEFORCE	SILVERY	SLASHED	GBIT/S
SWITZERLAND	GRACE	CAPCOM	YELLOWISH	RIPPED	AMPERES

Fonte: Collobert et al. (2011)

Na Figura 12 temos mais alguns exemplos desse conceito, com isso podemos realizar tarefas semânticas mais facilmente, como o exemplo 1.1, que é uma análise que pode ser feita ao trabalhar com essa representação.

Figura 13: Exemplos de representação de sensores no cérebro



(a) Visualizando com a língua

(b) Implantando um terceiro olho

Fonte: [Ng et al. \(2013\)](#)

3.4 Redes neurais

Redes neurais tem como origem algoritmos que tentam imitar o cérebro humano. Elas eram amplamente utilizadas na década de 80 e no começo da década de 90, porém sua popularidade diminuiu no fim dessa mesma década. Ressurgiram recentemente e são o estado-da-arte para várias aplicações de inteligência artificial ([NG, 2015](#)).

3.4.1 Neurocomputação

Há evidências de que o cérebro usa apenas um “algoritmo de aprendizagem” para todas diferentes funções. Cientistas já tentaram cortar (no cérebro de animais) a conexão entre as orelhas e o córtex auditivo e reconectar com o nervo óptico, o resultado foi que o córtex auditivo literalmente aprendeu a ver.

Na [Figura 13\(a\)](#) os cientistas conseguiram fazer com que o ser humano possa enxergar através de sensores da língua conectado a uma câmera fotográfica. Já na [Figura 13\(b\)](#), foi implantado um terceiro olho em um sapo e após um tempo comprovou-se que o sapo definitivamente aprendeu a ver com aquele olho.

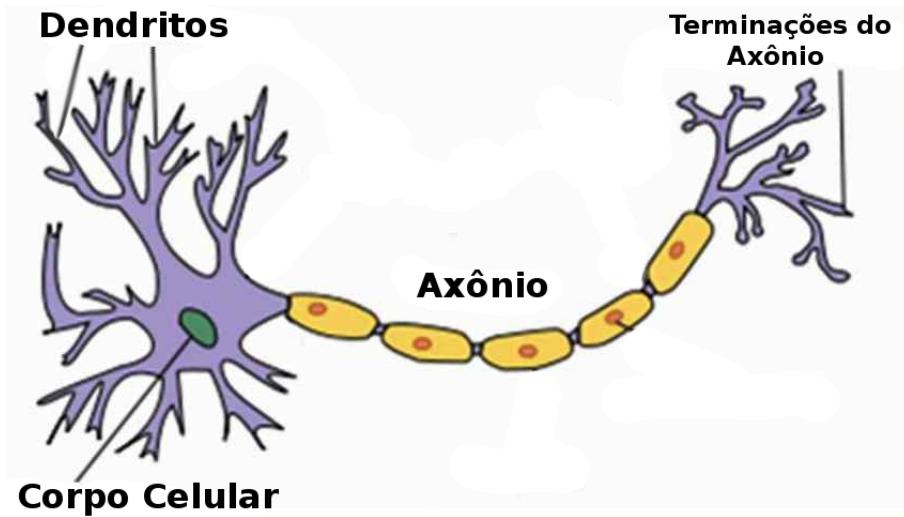
Esse princípio é conhecido como “neuroplasticidade” e tem vários exemplos e evidências de experimentos.

3.4.2 Representação do modelo

Em um nível bem simples de abstração, neurônios são basicamente unidades computacionais que recebem entradas (dendritos) como impulso elétrico que são canalizados para a saída (axônio), já o corpo celular é responsável por realizar os cálculos. Isso é ilustrado na [Figura 14](#).

A função de hipótese pode ser representada através de um modelo de redes neurais. Nesse modelo, o x_0 é usualmente chamado de viés de entrada ou unidade viés (do inglês

Figura 14: Representação de um neurônio



Fonte: [Ng \(2015\)](#)

bias unit) e ele sempre será igual a 1.

Em redes neurais, é usado a mesma função logística como em classificação:

$$\frac{1}{1 + e^{\theta^T X}}$$

A diferença é que em redes neurais ela é usualmente conhecida como função de ativação sigmoide. Os parâmetros θ s a serem aprendidos são chamados de pesos. Visualmente, uma representação simples desse modelo se parece como a [Figura 15](#). Os dados dos nodos de entrada (camada 1) vão para outro nodo (camada 2) que aplica a função de ativação, e então vão para a saída sendo a função de hipótese.

A primeira camada é chamada de “camada de entrada” e a camada final de “camada de saída”, que nos dá o valor final computado sobre a hipótese. É possível ter camadas intermediárias entre as camadas de entrada e saída chamadas de “camadas ocultas”.

Nomeamos os nodos das camadas intermediárias de $a_0^{(j)}, a_1^{(j)}, \dots, a_n^{(j)}$ e chamamos de unidades de ativação. A tabela [Tabela 3](#) reúne as notações geralmente usadas no contexto de redes neurais.

A [Figura 16](#) mostra uma rede neural com uma camada oculta. Apesar do nodo viés não aparecer na camada oculta ele está presente nela, aliás, ele está presente e alimenta todos os nodos de todas camadas da rede (exceto a camada de saída), porém ele não recebe entradas.

Figura 15: Abstração matemática de um neurônio

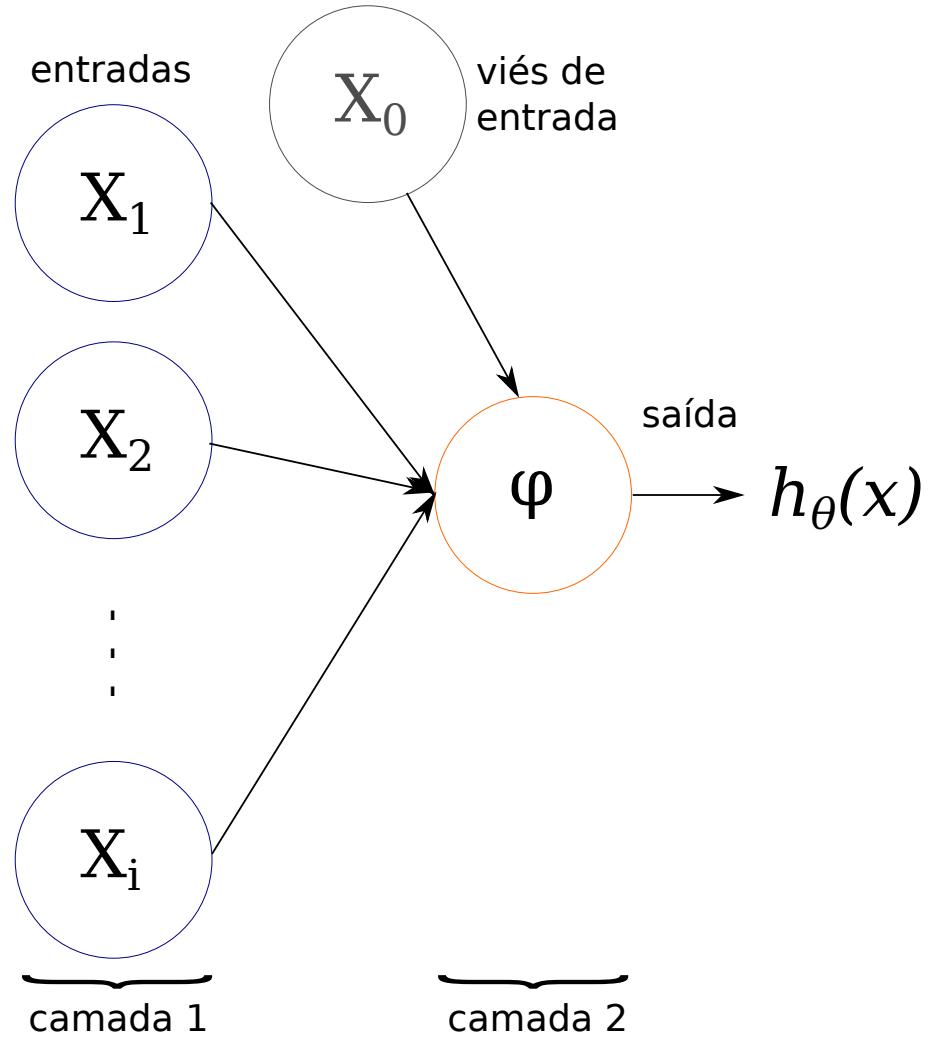


Figura 16: Rede neural com uma camada oculta

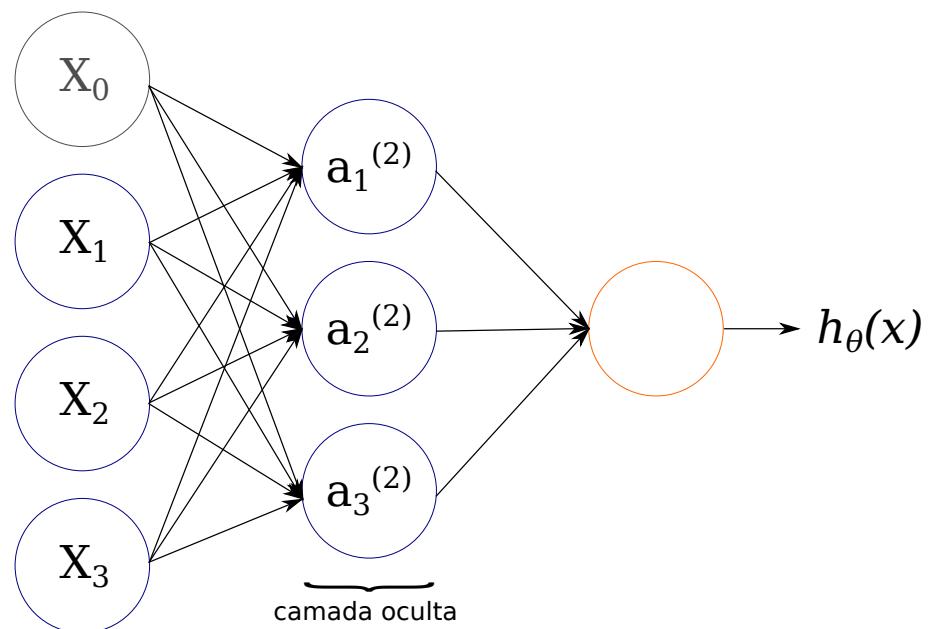


Tabela 3: Notação utilizada para representação redes neurais

φ ou $g(z)$	função de ativação sigmoide
$a_i^{(j)}$	unidade de ativação i na camada j
$\theta^{(j)}$	matriz de pesos mapeando funções da camada j para camada $j + 1$
$z_k^{(j)}$	parâmetros da função g para a unidade de ativação k na camada j .

O valor de cada nodo de ativação pode ser obtido pelo conjunto de equações 3.21:

$$\begin{aligned} a_1^{(2)} &= g(\theta_{1,0}^{(1)}x_0 + \theta_{1,1}^{(1)}x_1 + \theta_{1,2}^{(1)}x_2 + \theta_{1,3}^{(1)}x_3) \\ a_2^{(2)} &= g(\theta_{2,0}^{(1)}x_0 + \theta_{2,1}^{(1)}x_1 + \theta_{2,2}^{(1)}x_2 + \theta_{2,3}^{(1)}x_3) \\ a_3^{(2)} &= g(\theta_{3,0}^{(1)}x_0 + \theta_{3,1}^{(1)}x_1 + \theta_{3,2}^{(1)}x_2 + \theta_{3,3}^{(1)}x_3) \end{aligned} \quad (3.21)$$

E a função de hipótese é justamente a saída do único nodo de ativação na camada 3 (saída):

$$h_\theta(x) = g(\theta_{1,0}^{(2)}a_0^{(2)} + \theta_{1,1}^{(2)}a_1^{(2)} + \theta_{1,2}^{(2)}a_2^{(2)} + \theta_{1,3}^{(2)}a_3^{(2)})$$

Isso significa que estamos computando os nodos de ativação fazendo uma matriz de parâmetros com dimensão 3×4 . Aplicamos cada linha dos parâmetros para as entradas, obtendo assim o valor para um nodo de ativação. A saída da hipótese é a função logística aplicada a soma dos valores dos nodos de ativação da camada oculta, os quais foram multiplicados por outra matriz de parâmetros ($\theta^{(2)}$) contendo os pesos para a segunda camada de nodos.

Cada camada j tem sua própria matriz de pesos $\theta^{(j)}$. As dimensões dessas matrizes de pesos são determinadas pela regra 3.22.

Se a rede tem S_j unidades na camada j e S_{j+1} na camada $j + 1$, então $\theta^{(j)}$ terá a dimensão de $S_{j+1} \times (S_j + 1)$. (3.22)

Isso significa que os nodos de saída não incluirão o viés de entrada, enquanto os de entrada sim. Essa regra é importante para ter uma versão vetorizada das redes neurais, pois facilita a codificação da mesma e também no entendimento de definições mais complexas.

3.4.3 Representação vetorizada do modelo

Em ordem de fazer uma implementação vetorizada das funções anteriores, será definido uma nova variável $z_k^{(j)}$ que engloba os parâmetros dentro da função g . Para o conjunto de equações 3.21 é possível simplificar a definição ao substituir os parâmetros pela variável z , como mostrado no conjunto de equações 3.23.

$$\begin{aligned} a_1^{(2)} &= g(z_1^{(2)}) \\ a_2^{(2)} &= g(z_2^{(2)}) \\ a_3^{(2)} &= g(z_3^{(2)}) \end{aligned} \quad (3.23)$$

Onde a definição de z é dada pela [Equação 3.24](#).

$$z_k^{(j)} = \theta_{k,0}^{(j-1)}x_0 + \theta_{k,1}^{(j-1)}x_1 + \dots + \theta_{k,n}^{(j-1)}x_n \quad (3.24)$$

Levando em consideração que x é um vetor coluna com dimensão $(n+1)$, podemos calcular $z^{(j)}$ ao fazer a multiplicação matriz-vetor:

$$z^{(j)} = \theta^{(j-1)}x$$

Como sabemos que x é nosso vetor de entrada ($x = a^{(1)}$), podemos reescrever a equação como $z^{(j)} = \theta^{(j-1)}a^{(1)}$. Lembrando da regra [3.22](#), é possível analisar que a matriz $\theta^{(j-1)}$ tem dimensões $S_j \times (n+1)$, e portanto a multiplicação dessa matriz com o vetor x com altura $(n+1)$, irá resultar no vetor z com altura S_j . Portanto, podemos obter um vetor de nodos de ativação para a camada j através da [Equação 3.25](#).

$$a^{(j)} = g(z^{(j)}) \quad (3.25)$$

Onde a função g pode ser aplicada elementarmente no vetor $z^{(j)}$. Após o término da computação de $a^{(j)}$, é adicionado a unidade viés para a camada j . Onde essa unidade será o elemento $a_0^{(j)}$, que é por definição igual a 1.

Para computar as hipóteses finais, é necessário primeiro computar os outros vetores z das próximas camadas. Podemos fazer isso de acordo com a [Equação 3.26](#).

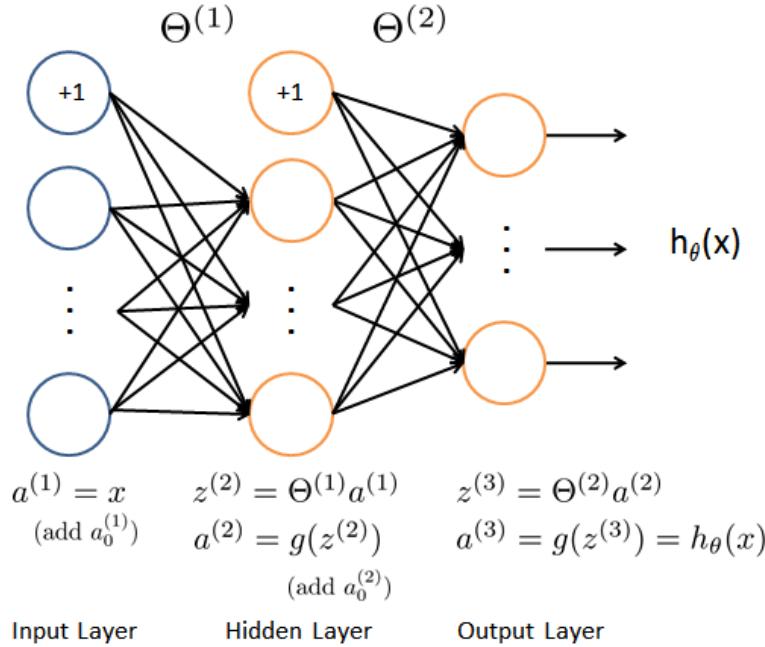
$$z^{(j+1)} = \theta^{(j)}a^{(j)} \quad (3.26)$$

A última matriz de pesos $\theta^{(j)}$ terá apenas uma linha, que fará com que o resultado seja apenas um escalar. Para que então seja possível obter o resultado final com a [Equação 3.27](#).

$$h_\theta(x) = a^{(j+1)} = g(z^{(j+1)}) \quad (3.27)$$

Ao adicionar todas as camadas intermediárias nas redes neurais, permite-se a produção de hipóteses não lineares mais elegantes e complexas. Ao chegar na hipótese final, conclui-se os passos que são conhecidos como *forward propagation*.

Figura 17: Modelo da rede neural

Fonte: [Ng \(2015\)](#)

3.4.4 Classificação multiclasse

Para classificar dados em múltiplas classes, a função de hipótese deve retornar um vetor de valores. Quando a camada final for multiplicada por sua matriz θ , vai resultar em outro vetor, no qual será aplicado a função de ativação g para obter o vetor de hipóteses finais. Essa configuração pode ser vista na [Figura 17](#).

O vetor de hipóteses resultante para um conjunto de entradas pode parecer como:

$$h_{\theta}(x) = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

No qual a classe resultante é a terceira linha, ou $h_{\theta}(x)_3$. É possível extender essa definição para definir todo o conjunto de classes resultados como y' :

$$y^{(i)} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

E o valor final da hipótese para um conjunto de entrada será um dos elementos em y .

3.4.5 Função de custo

As subseções anteriores mostraram como representar uma rede neural, agora estamos interessados em como realizar a aprendizagem para resolver o problema de classificação.

Antes de apresentar a função de custo para redes neurais, será definido algumas variáveis úteis nesse escopo. Elas estão na [Tabela 4](#).

Tabela 4: Notação utilizada para aprendizado em redes neurais

L	número total de camadas na rede
S_l	número de unidades (sem o viés de entrada) na camada l
K	número de unidades de saída ou número de classes

Na [subseção 3.4.4](#) foi visto que é possível ter vários nodos de saída. É denotado $h_\theta(x)_k$ como sendo uma hipótese que resulta na k -ésima saída.

A função de custo para redes neurais é um pouco mais complicada que a utilizada na regressão logística, na verdade, ela é uma generalização da [Equação 3.18](#).

Na [Equação 3.28](#), foi adicionado alguns somatórios aninhados para tratar os múltiplos nodos de saída. Na primeira parte da equação, entre os colchetes, foi adicionado um somatório aninhado que itera sobre o número de nodos de saída.

Na parte da regularização (após os colchetes), foi lidoado com as múltiplas matrizes θ s. Conforme a regra [3.22](#), o número de colunas de uma dada matriz θ é igual ao número de nodos na camada atual (incluindo o viés). Já o número de linhas da matriz θ é igual ao número de nodos na próxima camada (sem o viés).

$$J(\theta) = \frac{-1}{m} \left[\sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^K y_k^{(i)} \log(h_\theta(x^{(i)})_k) + (1 - y_k^{(i)}) \log(1 - h_\theta(x^{(i)})_k) \right] + \frac{\lambda}{2m} \sum_{l=1}^{L-1} \sum_{i=1}^{S_l} \sum_{j=1}^{S_{l+1}} (\theta_{j,i}^l)^2 \quad (3.28)$$

3.4.6 Algoritmo *Backpropagation*

Em redes neurais, para realizar a minimização de custo um dos algoritmos amplamente utilizado é o *Backpropagation*. Seu objetivo é calcular as derivadas parciais da função de custo, para que depois seja possível realizar a operação: $\min_\theta J(\theta)$. Ou seja, o objetivo é minimizar a função de custo J usando um conjunto ótimo de parâmetros θ . E para isso é necessário o cálculo da derivada parcial da função de custo em relação

aos parâmetros θ para cada nodo de ativação em uma camada l , conforme mostrado na [Equação 3.29](#).

$$\frac{\partial}{\partial \theta_{i,j}^{(l)}} J(\theta) \quad (3.29)$$

Em *backpropagation* é calculado o **erro** para cada nodo. Extendemos a notação usada pela [Tabela 4](#) ao adicionar uma nova variável $\delta_j^{(l)}$ que é igual ao “erro” do nodo j na camada l . Sendo assim, para a última camada, é possível calcular um vetor de valores δ com: $\delta^{(L)} = a^{(L)} - y$. Ou seja, os “valores de erro” para a última camada são simplesmente a diferença entre os resultados atuais na última camada e as saídas corretas em y .

A questão chave desse algoritmo é como obter os valores de δ nas camadas anteriores à última. Para isso é usado a [Equação 3.30](#) que nos leva para trás, da direita para esquerda.

$$\delta^{(l)} = ((\theta^{(l)})^T \delta^{(l+1)}). * g'(z^{(l)}) \quad (3.30)$$

Os valores de δ da camada l são calculados ao multiplicar os valores de δ na próxima camada com a matriz θ na camada l . Isso é multiplicado elementarmente com uma função g' , a qual é a derivada da função de ativação g avaliada com os valores de entrada dados por $z^{(l)}$. A função g' pode ser descrita como na [Equação 3.31](#).

$$g'(z^{(l)}) = a^{(l)}. * (1 - a^{(l)}) \quad (3.31)$$

Fonte: [Ng \(2015\)](#)

Portanto, a equação completa de *backpropagation* para os nodos interno é mostrada na [Equação 3.32](#).

$$\delta^{(l)} = ((\theta^{(l)})^T \delta^{(l+1)}). * a^{(l)}. * (1 - a^{(l)}) \quad (3.32)$$

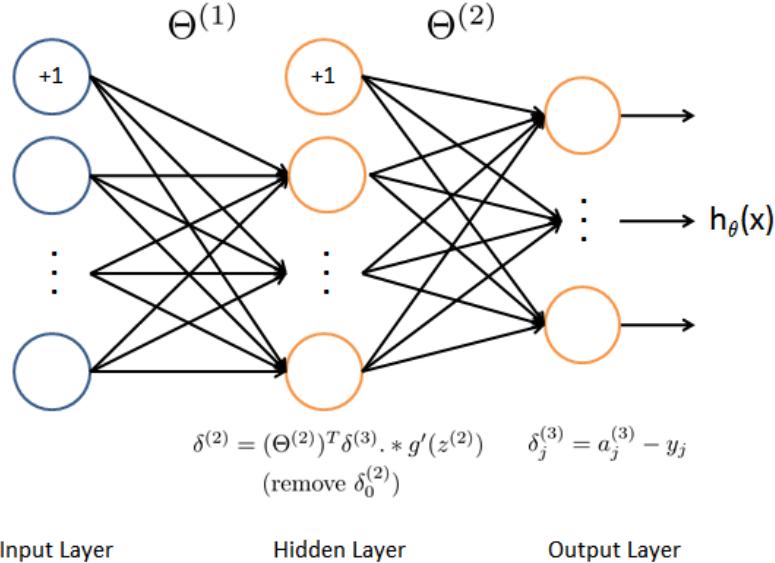
Agora é possível computar a derivada parcial ao multiplicar os valores de ativação e os valores de erro para cada exemplo de treinamento t , conforme mostrado na [Equação 3.33](#).

$$\frac{\partial}{\partial \theta_{i,j}^{(l)}} J(\theta) = \frac{1}{m} \sum_{t=1}^m a_j^{(t)(l)} \delta_i^{(t)(l+1)} \quad (3.33)$$

Isso porém ignora a regularização, que é feita depois.

Uma observação importante é que $\delta^{(l+1)}$ é um vetor com S_{l+1} elementos, e $a^{(l)}$ é um vetor com S_l elementos. Portanto a multiplicação deles vai gerar uma matriz com

Figura 18: Passos do Backpropagation



Fonte: Ng (2015)

dimensão $S_{l+1} \times S_l$, que é a mesma dimensão que $\theta^{(l)}$. Ou seja, o processo irá produzir um termo gradiente para todos elementos em $\theta^{(l)}$. O algoritmo Equação ?? junta todas essas equações.

Algorithm 1 Algoritmo de Backpropagation

```

procedure BACKPROPAGATION
    dado um conjunto de treinamento  $\{(x^{(1)}, y^{(1)}), \dots, (x^{(m)}, y^{(m)})\}$ 
     $\Delta_{i,j}^{(l)} = 0$  para todo  $(l, i, j)$ 
    for cada exemplo de treinamento  $t = 1$  até  $m$  do
         $a^{(i)} = x^{(t)}$ 
        Forward-Propagation( $a^{(l)}$ ) para  $l = 2$  até  $L$ 
         $\delta^{(L)} = a^{(L)} - y^{(t)}$ 
         $\delta^{(l)} = ((\theta^{(l)})^T \delta^{(l+1)}) * a^{(l)} * (1 - a^{(l)})$  para  $l = L - 1$  até 2
         $\Delta^{(l)} = \Delta^{(l)} + \delta^{(l+1)}(a^{(l)})^T$                            $\triangleright$  usando vetorização
    end for
    if  $j = 0$  then
         $D_{i,j}^{(l)} = \frac{1}{m} \Delta^{(l)}$ 
    else
         $D_{i,j}^{(l)} = \frac{1}{m} (\Delta^{(l)} + \lambda \theta^{(l)})$ 
    end if
end procedure

```

A matriz Δ é usada apenas como um acumulador, com o intuito de passar adiante os valores enquanto é computado a derivada parcial. Os termos $D_{i,j}^{(l)}$ são as derivadas parciais finais, ou seja, os resultados esperados. A Figura 18 ilustra os passos do algoritmo de *backpropagation* para uma rede neural com uma camada oculta.

Segundo (NG, 2015), uma observação importante a ser feita é que os pesos θ não podem ser inicializados com zero, pois isso não funciona em redes neurais. Uma solução para esse problema é realizar uma **inicialização aleatória** dos pesos.

3.4.7 Treinamento

Para treinar a rede, é necessário primeiramente escolher uma arquitetura (*layout*) da rede neural, incluindo quantas unidades ocultas em cada camada e quantas camadas no total.

- Número de unidades de entrada: igual ao número de dimensões das *features* $x^{(i)}$;
- Número de unidades de saídas: igual ao número de classes $|y|$;
- Número de camadas ocultas: por padrão é 1, caso seja mais que isso, então deve ter a mesma quantidade de unidades de ativação em cada camada oculta.

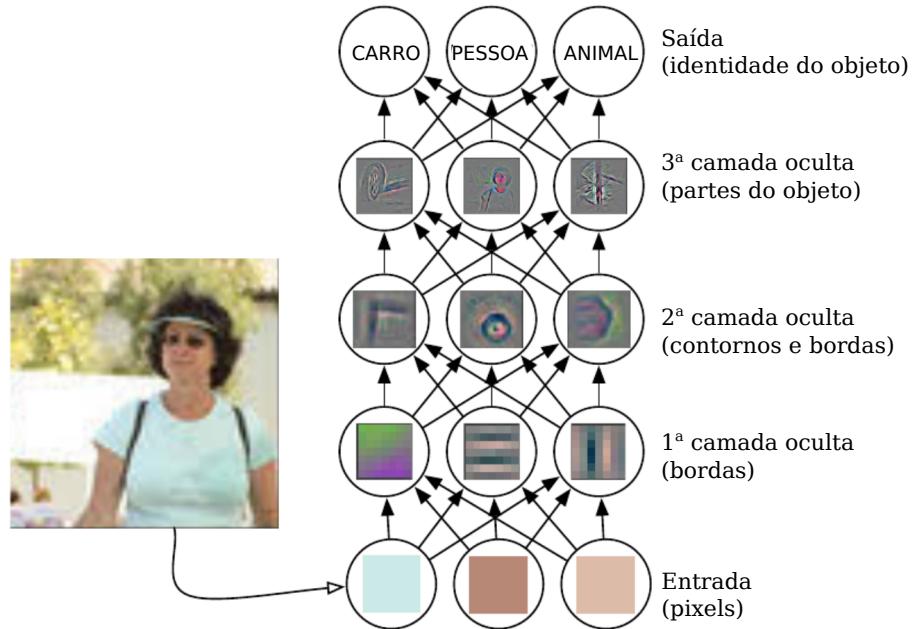
Para treinar a rede neural, é possível seguir os seguintes passos:

1. Inicializar aleatoriamente os pesos θ ;
2. Implementar o *Forward-propagation* para obter $h_\theta(x^{(i)})$;
3. Implementar a função de custo;
4. Implementar o *Backpropagation* para computar as derivadas parciais;
5. Usar o Gradiente Descendente ou outro algoritmo de otimização para minimizar a função de custo com os pesos θ .

3.5 Aprendizagem profunda

A aprendizagem profunda é uma ramificação da aprendizagem de máquina, que baseia-se num conjunto de algoritmos que procuram modelar abstrações de alto nível usando modelos arquitetoriais, com estruturas complexas, compostas de múltiplas transformações não lineares (DENG; YU, 2014). Suas definições são intrínsecas, pois não há um consenso de quanto profundo um modelo neural precisa ser para ser considerado um modelo de aprendizagem profunda. Entretanto, há a certeza de que aprendizagem profunda pode ser seguramente categorizada como o estudo de modelos que tratam uma grande quantidade de composições de aprendizagem ou conceitos de aprendizagem que não conseguem ser empregados em aprendizado de máquina (BENGIO; GOODFELLOW; COURVILLE, 2015).

Figura 19: Modelo de aprendizagem profunda



Adaptado de: [Bengio, Goodfellow e Courville \(2015\)](#)

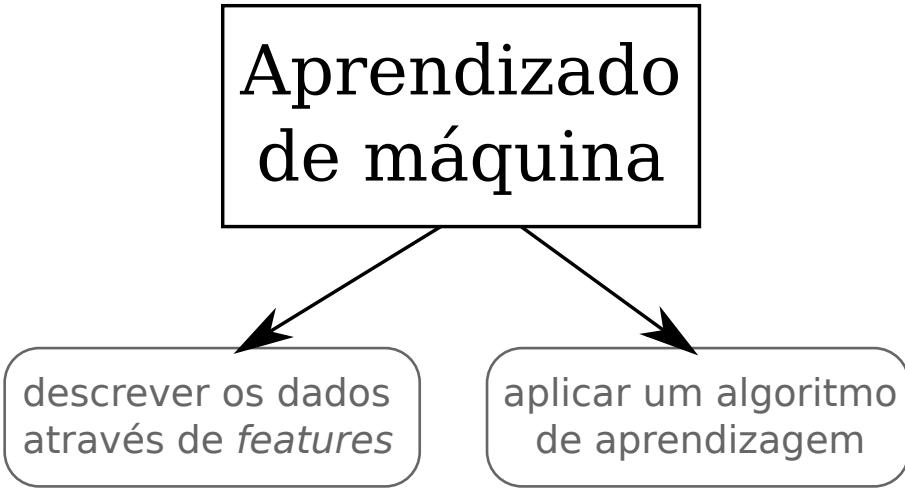
Extrair *features* significantes manualmente é uma tarefa muito difícil, pois pode haver muitas variações nos dados que podem ser identificadas utilizando um nível sofisticado, quase humano, de entendimento. Quando é assim tão difícil de obter uma representação como de resolver o problema principal, a aprendizagem de representação parece não ajudar.

Aprendizagem profunda resolve esse problema de representação ao introduzir representações que são expressas em termos de representações mais simples. Permitindo o computador a construir conceitos complexos a partir de conceitos simples. A [Figura 19](#) ilustra um modelo de aprendizagem profunda.

Na [Figura 19](#), cada pixel da imagem são *features* passadas para a primeia camada oculta, que consegue identificar bordas facilmente, ao comparar o brilho de pixels vizinhos. Ao passar a descrição dessas bordas para a segunda camada oculta, ela consegue facilmente procurar por contornos, que são reconhecidos como uma coleção de bordas. Ao chegar na terceira camada oculta, consegue-se detectar partes inteiras de objetos específicos, ao procurar por específicas coleções de contornos e bordas. No final, a descrição da imagem em termos das partes dos objetos contidos pode ser usada para reconhecer objetos inteiros presentes na imagem ([BENGIO; GOODFELLOW; COURVILLE, 2015](#)).

A [Figura 20](#) mostra que o aprendizado de máquina se resume em otimizar pesos para fazer uma ótima predição final. E para isso, é necessário dois itens: Descrever os dados através de *features* de modo que o computador consiga entender; Aplicar um

Figura 20: Sentido do aprendizado de máquina



algoritmo de aprendizagem. Para o primeiro item, é necessário conhecimento do domínio específico, o que acaba gerando o chamado *engenharia de features*, que ultimamente não é bem visto pela comunidade de [PLN](#). O segundo item consiste em otimizar os pesos de acordo com as *features*, e qualquer bom algoritmo de minimização da função de custo pode ser utilizado.

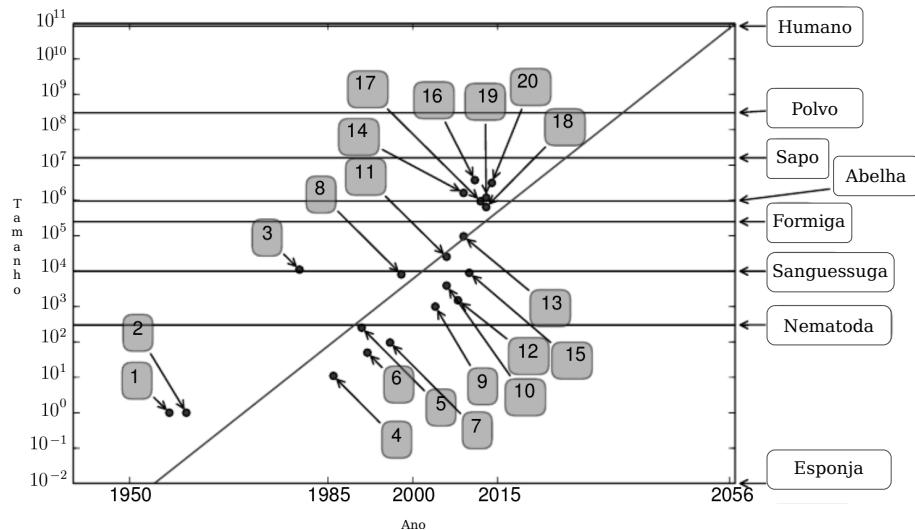
A aprendizagem profunda tenta automaticamente aprender boas *features* ou representações. Na [seção 3.3](#) foi mostrado o conceito de *word embeddings* ou vetor de *features*, na verdade esse conceito está fortemente associado ao aprendizado profundo, onde tenta-se aprender múltiplos níveis da representação. Especificamente, é um tipo de aprendizado de máquina, uma técnica que permite sistemas computacionais à melhorarem com experiência e dados ([BENGIO; GOODFELLOW; COURVILLE, 2015](#)).

O modelo dominante em aprendizado profundo é redes neurais. Nesse modelo, as *features* são aprendidas rapidamente e automaticamente, adaptando-se muito bem as tarefas de [PLN](#). Com isso, é possível aprender representações das informações linguísticas de modo não supervisionado (a partir do texto fonte) e também de modo supervisionado (usando classes específicas). Ela começou a ser usada recentemente devido a criação de novos modelos, algoritmos e ideias, e também devido ao aumento do desempenho computacional ([SOCHER, 2015](#)).

Como o processo de criação automatizada de *features* acaba gerando muitos vetores de representações, temos que criar um modelo capaz de trabalhar com essas informações com o objetivo de aprender. Por isso, geralmente se trabalha com redes neurais com múltiplas camadas. A [Figura 21](#) demonstra o aumento do tamanhos das redes neurais de acordo com o tempo.

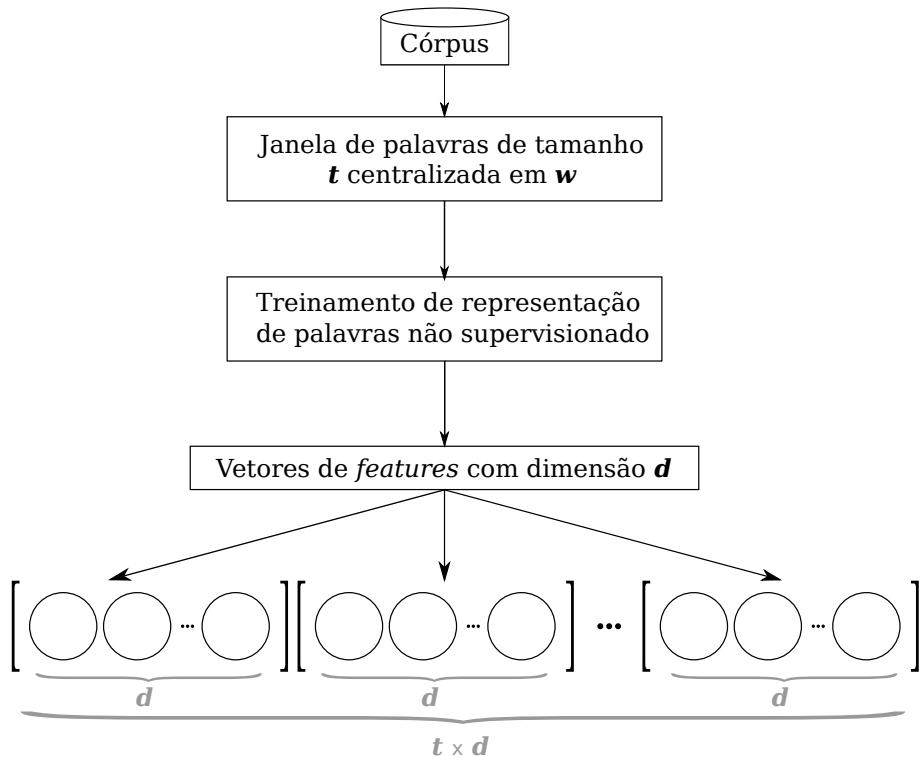
A técnica utilizada ultimamente em [POS Tagging](#) está ilustrada na [Figura 22](#). Que consiste em primeiramente obter a representação das palavras em vetores reais com

Figura 21: Tamanho das redes neurais ao longo dos anos



Adaptado de: Bengio, Goodfellow e Courville (2015)

Figura 22: Funcionamento de aprendizagem profunda em POS Tagging



dimensões definidas pelo usuário, e após isso mesclar com *features* de formato das palavras (e.g capitalização), para então jogar esses vetores como entrada numa rede neural. O que muda em cada abordagem geralmente é a questão do treinamento da representação das palavras, as novas *features* criadas e como é organizado o modelo da rede neural.

4 Trabalhos relacionados

Vários métodos já foram propostos para resolver esse mesmo problema em português brasileiro, apesar de nenhum deles ter um aproveitamento de 100%, vários conseguiram ótimos resultados e utilizaram variadas técnicas para isso.

É apresentado em ([KEPLER, 2005](#)) um etiquetador morfo-sintático baseado em cadeias de Markov. É realizado testes com dois etiquetadores diferentes, um baseado em Cadeias de Markov Ocultas (HMM, do inglês *Hidden Markov Models*), e outro baseado em Cadeias de Markov de Tamanho variável (VLMC, do inglês *Variable Length Markov Chains*). A representação das palavras é feita de forma simples, pois a etiquetagem baseia-se em modelos probabilísticos, onde a etiqueta de uma palavra depende da própria palavra e de etiquetas anteriores. Ele é testado sobre o *córpus* Tycho Brahe, e apresenta uma precisão de 95,51% com o etiquetador VLMC, essa precisão é alcançado com um tempo de aprendizagem + etiqueatem de 157 segundos.

Em ([SANTOS; ZADROZNY, 2014](#)) é apresentado um etiquetador que aprende automaticamente as features a serem usadas através de uma rede neural profunda que emprega uma camada evolutiva capaz de aprender *embeddings* em nível de caractere e em nível de palavra. Essa rede neural profunda é conhecida como CharWNN e foi proposta originalmente por [Collobert et al. \(2011\)](#). Além disso, é usado um modelo em janela utilizado em ([COLLOBERT et al., 2011](#)) para atribuir classes gramaticais para cada palavra em uma sentença. Essa estratégia assume que a classe de uma palavra depende geralmente das palavras vizinhas. No fim é utilizado o algoritmo de Viterbi ([VITERBI, 1967](#)) para prever qual a sequência de classes gramaticais é a mais provável para aquela sentença, para então ser treinada em um modelo de rede neural com algumas *features* que obtém informações dos formatos da palavra. Esse trabalho usa três diferentes *córpus* para o treinamento: o Mac-Morpho original; o Mac-Morpho revisado em ([FONSECA; ROSA, 2013](#)); e o Tycho Brahe. Eles avaliam seu modelo sobre palavras fora do vocabulário e sobre palavras presente no vocabulário. Com o Mac-Morpho foi obtido o melhor desempenho do trabalho, uma acurácia de 97,47% sobre palavras Dentro do Vocabulário ([DDV](#)). Nesse trabalho não é mostrado estatísticas de tempo de treinamento e etiquetagem.

O mais recente etiquetador para o português brasileiro é mostrado em ([FONSECA; ROSA; ALUÍSIO, 2015](#)), onde é utilizado diferentes técnicas de representação das palavras: vetores gerados de forma aleatória, [NLM](#), [HAL](#), [SG](#). É feita então uma comparação entre elas. Nele é implementado um modelo de rede neural profunda idealizado em ([COLLOBERT; WESTON, 2008](#)), que se baseria em uma rede neural com simples com múltiplas camadas que recebe as *word embeddings* como entrada e aprende a sua classe gra-

matical. Para isso, eles realizam o treinamento utilizando o Tycho Brahe, a versão original do Mac-Morpho (versão 1) e a revisada pelos mesmos autores em um trabalho anterior (FONSECA; ROSA, 2013) (versão 2), e também sobre mais uma versão do Mac-Morpho revisado (versão 3) por eles nesse mesmo trabalho. Atualmente, Fonseca, Rosa e Aluísio (2015) dizem ter alcançado o estado-da-arte do POS Tagging para o português brasileiro, com uma acurácia de 97,57% sobre o Mac-Morpho original e no escopo de palavras DDV. Esse trabalho não apresenta estatísticas de tempo de treinamento e etiquetagem.

A Tabela 5 sumarizada as técnicas e resultados encontrados pelos trabalhos relacionados que tentam resolver o mesmo problema que este trabalho.

Tabela 5: Comparativo entre técnicas e resultados encontrados na literatura para o problema de POS Tagging.

Autores	Modelo	Representação das palavras	Córpus	Acurácia	Tempo
Kepler (2005)	VLMM	Sequência de caracteres	Tycho Brahe	95,51%	157 segundos
Santos e Zdrozny (2014)	Redes neurais profundas	Representação vetorial (CharWNN)	Tycho Brahe; Mac-Morpho v1; Mac-Morpho v2	97,47%	-
Fonseca, Rosa e Aluísio (2015)	Redes neurais	Representação vetorial (NLM, HAL, SG)	Tycho Brahe; Mac-Morpho v1; Mac-Morpho v2; Mac-Morpho v3	97,57%	-
Este trabalho	Redes neurais profundas	Representação vetorial (NLM, SG, GloVe)	Tycho Brahe; Mac-Morpho v1; Mac-Morpho v3	-	-

- Ajeitar a tabela !!!!

5 Metodologia

Neste capítulo será explicado o método proposto para resolver o problema de **POS Tagging**, juntamente com todas as técnicas utilizadas para seu funcionamento.

5.1 Representação das palavras

Seguiremos a ideia explorada em massa pela literatura de representar as palavras através de vetores reais com uma dimensão fixa d definida pelo usuário. Isso será feito utilizando três estratégias já mencionadas: **NLM**, **SG** e **GloVe**.

Além das *word embeddings*, utilizaremos outras duas *features* importantes no contexto de **POS Tagging**, como capitalização que consegue, na maioria das vezes, distinguir nomeações, e também prefixos, que pode ser usada para distinguir medidas de tempo, velocidade, etc.

5.2 Pontuações para estrutura gramatical

Em ordem de classificar palavras em uma sentença, o etiquetador obtém uma janela de palavras de tamanho fixo a cada momento, e transforma as palavras em vetores de *features*, que são então passadas para uma rede neural descrita em (**COLLOBERT; WESTON, 2008**). A rede atribui para cada classe gramatical $c \in \gamma$ uma pontuação. A etapa de gerar pontuações para a palavra ocorre no mesmo momento que o treinamento do modelo. A saída para toda a sentença é então passada para o algoritmo de Viterbi (**VITERBI, 1967**), que realiza uma predição estruturada em um tempo polinomial.

Seguiremos a ideia apresentada em (**SANTOS; ZADROZNY, 2014**) para realizar as pontuações. Nela, a ideia é de que a classe gramatical de uma palavra depende fortemente das palavras vizinhas, o que é verdade para várias aplicações de **PLN**, incluindo **POS Tagging**.

Dada uma janela com t palavras $\{w_1, w_2, \dots, w_t\}$, que foi foram transformadas para sua representação vetorial $\{v_1, v_2, \dots, v_n\}$, para computar a n -ésima palavra, é centralizada a janela em n e concatena-se todas as palavras da metade à esquerda e da metade à direita em um novo vetor V_n de dimensão $t * d$. Para palavras no começo ou no fim da sentença, é usado vetores com valores fixos para preencher o espaço vazio na janela de palavras. A [Equação 5.1](#) demonstra isso.

$$V_n = \{v_{n-(t-1)/2}, \dots, v_n, \dots, v_{n+(t-1)/2}\} \quad (5.1)$$

O novo vetor V_n é então passado para uma rede neural com múltiplas camadas, que computa as pontuações $s_c(V_n)$ para cada classe gramatical c da palavra no meio da janela.

Seguimos a ideia apresentada em (COLLOBERT et al., 2011), onde é feito um esquema de predição que leva em consideração a estrutura gramatical. O método usa uma pontuação de transição $A_{c,d}$ para ir de uma classe $c \in \gamma$ para uma classe $d \in \gamma$ conforme a sequência das palavras. A estrutura A consegue armazenar informações importantes como “após um pronome é bastante provável que há um verbo”. Depois que a rede produz a pontuação para todas as palavras, a pontuação final de uma sequência de classes gramáticas c_1^t para uma sequência de palavras w_1^t , é dada pela Equação 5.2.

$$S(w_1^t, c_1^t) = \sum_{i=1}^t \left(s_{c_i}(V_i) + A_{c_{i-1}, c_i} \right) \quad (5.2)$$

Após computar isso para cada palavra na sentença, a classe gramatical é prevista através do algoritmo de Viterbi.

5.3 Treinamento

Para treinar a rede neural, será seguido um modelo de aprendizagem guiada por palavras mais fáceis (SHEN; SATTA; JOSHI, 2007).

6 Conclusão

não tem, só no tcc2!

7 Cronograma de atividades

Nesse capítulo, é apresentado o quadro de tarefas previstas até a conclusão deste trabalho, juntamente com o período de tempo previsto para a realização das atividades.

A1 - Implementação do modelo neural profundo

A2 - Treinamento do modelo

A3 - Avaliação dos resultados obtidos;

A4 - Escrita da monografia.

Tabela 6: Cronograma de Atividades Restantes

	Agosto	Setembro	Outubro	Novembro	Dezembro
A1	X	X	X		
A2			X	X	
A3			X	X	X
A4				X	X

Referências

- AFONSO, S. et al. Floresta sintá (c) tica: A treebank for portuguese. In: *LREC*. [S.l.: s.n.], 2002. Citado na página [43](#).
- ALUÍSIO, S. et al. An account of the challenge of tagging a reference corpus for brazilian portuguese. In: *Computational Processing of the Portuguese Language*. [S.l.]: Springer, 2003. p. 110–117. Citado na página [43](#).
- ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. *NBR 6028: Resumo - apresentação*. Rio de Janeiro, 2003. 2 p. Citado na página [11](#).
- BENGIO, Y.; GOODFELLOW, I. J.; COURVILLE, A. Deep learning. Book in preparation for MIT Press. 2015. Disponível em: <<http://www.iro.umontreal.ca/~bengioy/dlbook>>. Citado 4 vezes nas páginas [56](#), [57](#), [58](#) e [59](#).
- COLLOBERT, R. Deep learning for efficient discriminative parsing. In: *International Conference on Artificial Intelligence and Statistics*. [S.l.: s.n.], 2011. Citado na página [27](#).
- COLLOBERT, R.; WESTON, J. A unified architecture for natural language processing: Deep neural networks with multitask learning. In: ACM. *Proceedings of the 25th international conference on Machine learning*. [S.l.], 2008. p. 160–167. Citado 2 vezes nas páginas [61](#) e [63](#).
- COLLOBERT, R. et al. Natural language processing (almost) from scratch. *The Journal of Machine Learning Research*, JMLR. org, v. 12, p. 2493–2537, 2011. Citado 4 vezes nas páginas [44](#), [46](#), [61](#) e [64](#).
- DENG, L.; YU, D. Deep learning: methods and applications. *Foundations and Trends in Signal Processing*, Now Publishers Inc., v. 7, n. 3–4, p. 197–387, 2014. Citado na página [56](#).
- FONSECA, E. R.; ROSA, J. L. G. Mac-morpho revisited: Towards robust part-of-speech tagging. In: *Proceedings of the 9th Brazilian Symposium in Information and Human Language Technology*. [S.l.: s.n.], 2013. p. 98–107. Citado 3 vezes nas páginas [43](#), [61](#) e [62](#).
- FONSECA, E. R.; ROSA, J. L. G.; ALUÍSIO, S. M. Evaluating word embeddings and a revised corpus for part-of-speech tagging in portuguese. *Journal of the Brazilian Computer Society*, Springer, v. 21, n. 1, p. 1–14, 2015. Citado 5 vezes nas páginas [27](#), [43](#), [44](#), [61](#) e [62](#).
- JR, D. W. H.; LEMESHOW, S. *Applied logistic regression*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2004. Citado na página [32](#).
- KEPLER, F. N. *Um etiquetador morfo-sintático baseado em cadeias de Markov de tamanho variável*. Tese (Doutorado) — Instituto de Matemática e Estatística da Universidade de São Paulo, 12/04/2005., 2005. Citado 2 vezes nas páginas [61](#) e [62](#).

LUND, K.; BURGESS, C. Producing high-dimensional semantic spaces from lexical co-occurrence. *Behavior Research Methods, Instruments, & Computers*, Springer, v. 28, n. 2, p. 203–208, 1996. Citado na página 44.

MAATEN, L. Van der; HINTON, G. Visualizing data using t-sne. *Journal of Machine Learning Research*, v. 9, n. 2579-2605, p. 85, 2008. Citado na página 46.

MANNING, C. D.; SCHÜTZE, H. *Foundations of statistical natural language processing*. [S.l.]: MIT press, 1999. Citado na página 27.

MARQUIAFÁVEL, V. S. Um processo para a geração de recursos lingüísticos aplicáveis em ferramentas de auxílio à escrita científica. Biblioteca Digital de Teses e Dissertações da Universidade Federal de São Carlos, 2010. Citado na página 27.

MICHALSKI, R. S.; CARBONELL, J. G.; MITCHELL, T. M. *Machine learning: An artificial intelligence approach*. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2013. Citado na página 39.

MIKOLOV, T. et al. Efficient estimation of word representations in vector space. *arXiv preprint arXiv:1301.3781*, 2013. Citado na página 45.

NG, A. *Course of Machine Learning*. [S.l.], 2015. Disponível em: <<https://www.coursera.org/learn/machine-learning/>>. Citado 12 vezes nas páginas 32, 33, 38, 39, 40, 41, 47, 48, 52, 54, 55 e 56.

NG, A. et al. *Unsupervised feature learning and deep learning*. [S.l.]: Stanford, Tutorial, 2013. Citado na página 47.

PENNINGTON, J.; SOCHER, R.; MANNING, C. D. Glove: Global vectors for word representation. *Proceedings of the Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP 2014)*, v. 12, p. 1532–1543, 2014. Citado na página 45.

SANTOS, C. N. dos; ZADROZNY, B. Training state-of-the-art portuguese pos taggers without handcrafted features. In: *Computational Processing of the Portuguese Language*. [S.l.]: Springer, 2014. p. 82–93. Citado 4 vezes nas páginas 27, 61, 62 e 63.

SHEN, L.; SATTA, G.; JOSHI, A. Guided learning for bidirectional sequence classification. In: CITESEER. *ACL*. [S.l.], 2007. v. 7, p. 760–767. Citado na página 64.

SOCHER, R. *Deep Learning for Natural Language Processing*. 2015. Disponível em: <<http://cs224d.stanford.edu/>>. Citado 2 vezes nas páginas 45 e 58.

TEMPONI, C. N. O corpus anotado do português histórico: um avanço para as pesquisas em lingüística histórica do português. *Revista Virtual de Estudos da Linguagem: ReVEL*, v. 2, n. 3, p. 1, 2004. Citado na página 43.

THE Penn Treebank Project (2014). [S.l.], 2014. Disponível em: <<http://www.cis.upenn.edu/~treebank/>>. Citado na página 43.

TURIAN, J.; RATINOV, L.; BENGIO, Y. Word representations: a simple and general method for semi-supervised learning. In: ASSOCIATION FOR COMPUTATIONAL LINGUISTICS. *Proceedings of the 48th annual meeting of the association for computational linguistics*. [S.l.], 2010. p. 384–394. Citado 2 vezes nas páginas 43 e 46.

VITERBI, A. J. Error bounds for convolutional codes and an asymptotically optimum decoding algorithm. *Information Theory, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 13, n. 2, p. 260–269, 1967. Citado 2 vezes nas páginas [61](#) e [63](#).

Apêndices

APÊNDICE A – Derivadas parciais do Gradiente Descendente

De acordo com a ABNT:

Apêndice (opcional): texto utilizado quando o autor pretende complementar sua argumentação. São identificados por letras maiúsculas e travessão, seguido do título. Ex.: APÊNDICE A - Avaliação de células totais aos quatro dias de evolução

Anexo (opcional): texto ou documento **não elaborado pelo autor** para comprovar ou ilustrar. São identificados por letras maiúsculas e travessão, seguido do título. Ex.: ANEXO A - Representação gráfica de contagem de células

Tais definições (e outras) podem ser encontradas na NBR 14724-2001 Informação e documentação - trabalhos acadêmicos¹.

¹ <http://www.firb.br/abntmonograf.htm>

APÊNDICE B -

Pode ser que tenha outro...

Anexos

ANEXO A – Fundamentos de Álgebra Linear

Sendo anexo, a formatação dessa seção é livre. Ou seja: aceita-se fonte diferente e menor

ANEXO B – LaTex para Principiantes

T^{Este}¹ Dentro dos arquivos .tex o texto pode estar organizado em partes, capítulos, seções, etc. conforme os seguintes comandos:

- `\part{Nome da Parte}`, partes do documento
- `\chapter{Nome}`, capítulos somente para arquivos do tipo *book* e *report*
- `\section{Nome}`, seções
- `\subsection{Nome}`, subseções
- `\subsubsection{Nome}`, seções dentro de subseções
- `\paragraph{Texto}`, parágrafos formatados
- `\ subparagraph{Texto}`, subparágrafos

Parágrafos Parágrafos são definidos deixando uma linha em branco entre os mesmos. Pode-se também forçar usando `\ \` bem como deixar uma linha em branco com um ~ sozinho na linha.

Formato de texto O tamanho do texto pode ser definido pelos comandos específicos: `tiny`, `scriptsize`, `footnotesize`, `small`, `normalsize`, `large`, `Large`, `huge` e `Huge`, conforme ilustra a Figura 23.

Command	Sample	Command	Sample
<code>\tiny</code>	<code>tiny</code>	<code>\scriptsize</code>	<code>scriptsize</code>
<code>\footnotesize</code>	<code>footnotesize</code>	<code>\small</code>	<code>small</code>
<code>\normalsize</code>	<code>normalsize</code>	<code>\large</code>	<code>large</code>
<code>\Large</code>	<code>larger</code>	<code>\LARGE</code>	<code>even larger</code>
<code>\huge</code>	<code>huge</code>	<code>\Huge</code>	<code>largest</code>

Figura 23: Exemplo de tamanhos de fonte

Perceba que a figura tem resolução ruim; deveria ser uma tabela

Referências dentro do Texto Partes do texto podem ser referenciadas através do par de comandos `\label` e `\ref`. Por exemplo, podemos inserir uma seção no artigo utilizando o seguinte comando:

```
\section{Seção principal}\label{sec:prcpal}
```

Vejam que o título da seção é seguido do comando `\label{nome}`. Esta seção pode ser referenciada em qualquer parte do texto, como o exemplo a seguir.

Conforme explicado na Seção `\ref{sec:prcpal}`, nosso método utiliza...

¹ (??)

B.1 Outras Dicas

Caracteres Especiais Esses não podem ser usados no texto sem a barra à frente: # \$ % ^ & _ { } ~ e / .

Comentários Comentários são precedidos de % e podem estar em qualquer parte do texto. Lembrando que tudo que estiver após % será considerado como comentário e ignorado pelo processador.

Incluir Figuras Incluir figuras no LaTeX é relativamente fácil quando se tem um formato de arquivo pré-definido. Por exemplo, neste documento, usa-se apenas figuras do tipo *pdf*, mas também poderia-se usar do tipo *png* (e *jpeg*, mas este tipo não é recomendado). A Tabela 7 ilustra as linhas que inserem uma figura no texto.

Tabela 7: Linhas de código para inserir figura

Linha de Código	Explicação
\usepackage{graphicx}	inclui pacote gráfico no início do documento
\begin{figure}[tb]	inicia figura, define sua posição no texto
\centering	centraliza a figura na página
\includegraphics[scale=.7]	define escala da figura
{img/figura}	inclui o arquivo da figura no texto
\caption{Legenda}	inclui a legenda da figura
\label{fig:ap}	inclui o apelido da figura
\end{figure}	termina figura

Hifenização Às vezes aparece uma palavra cuja hifenização, divisão silábica, está errada. Para resolver esse tipo de problema, pode-se recorrer à divisão manual da palavra, acrescentando \- entre cada sílaba: Mi\-\re\-\lla. Se, ao invés desta solução, você quiser evitar completamente que suas palavras sejam divididas, acrescente os dois comandos no início do seu documento (ou seja, antes do *begin{document}*).

```
\hyphenpenalty=5000
\tolerance=1000
```

BibTeX Para editar facilmente o BibTeX, pode-se utilizar uma ferramenta própria². A minha favorita é o JabRef³, ilustrado na Figure 24, porque:

- É de graça;
- Possui interface gráfica super intuitiva;
- Permite importar referências de bases clássicas, como ISI, Medline e RIS;

² Ferramentas para BibTeX: <http://dmoz.org/Computers/Software/Typesetting/TeX/BibTeX>

³ JabRef Editor: <http://jabref.sourceforge.net/>

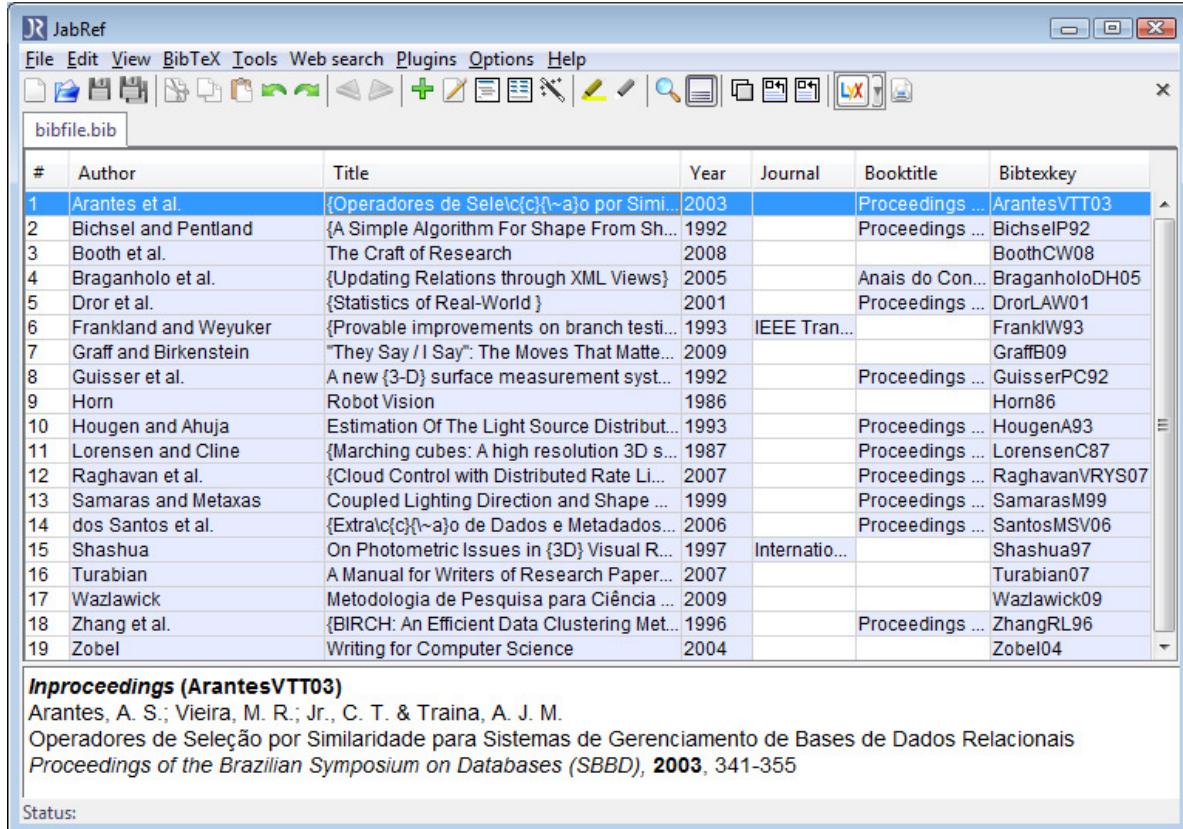


Figura 24: Tela do JabRef para uma versão inicial do arquivo bib deste documento

- Permite exportar para diferentes formatos, inclusive para um banco de dados utilizando SQL;
- Tem botão para procurar o artigo da respectiva referência e fazer o seu download;
- Permite adicionar comentários próprios para cada entrada;
- Pode-ser classificar as referências e criar grupos para as mesmas, e muito muito mais.

Listas Listas podem ser definidas com *bullets* ou com números, conforme os exemplos a seguir.

```
\begin{itemize}
\item Item 1 com bullet
\item Item 2 com bullet
\end{itemize}
```

```
\begin{enumerate}
\item Item 1 numerado
\item Item 2 numerado
\end{enumerate}
```

Fontes Coloridas Para adicionar texto em cores (muito útil para marcar trechos do texto que estão *em trabalho*, deve-se adicionar os pacotes *graphicx* e *color* (usando o comando `\usepackage` e depois utilizar o comando `\textcolor{cor}{texto}` para colorir o *texto* com a *cor* especificada. Por exemplo `\textcolor{blue}{texto em azul}`. Outras cores comuns são *red* e *green*.

Para Economizar Espaço Existem alguns *dirty tricks*⁴ pra economizar espaço, como por exemplo:

- `\usepackage{times}` Usa fonte *Times* no lugar da default.
- `\usepackage[small,compact]{titlesec}` Modifica o título e os espaços antes/depois dos mesmos.
- `\usepackage[small,it]{caption}` Reduz o tamanho das legendas de tabelas e figuras.

WEB A Web é repleta de páginas e documentos sobre LaTe_X. Alguns exemplos incluem:

- Favorito inglês: <<http://en.wikibooks.org/wiki/LaTeX/>>
- Favorito português: <<http://linorg.usp.br/CTAN/info/lshort/portuguese/pt-lshort.pdf>>
- <<http://www.mat.ufmg.br/~regi/topicos/intlat.pdf>>
- <<http://www.duke.edu/~hg9/ctex/LaTeXManual.pdf>>
- <<http://minerva.ufpel.tche.br/~campani/cursolatex.pdf>>
- <<http://www.personal.ceu.hu/tex/words.htm>>

⁴ Ou seja, eles irão alterar a formatação dada pelo estilo default do texto.

Índice

DDV, 61, 62

FDV, 44

GloVe, 45, 62, 63

HAL, 44, 61, 62

NLM, 44, 61–63

PLN, 27, 44, 58, 63

POS, 15, 17, 27, 28, 40, 42, 58, 59, 62, 63

SG, 44, 61–63