Fabrício Velôso de Jesus

Análise e classificação de comentários

Brasil

#### Fabrício Velôso de Jesus

### Análise e classificação de comentários

Trabalho monografico apresentado para obtenção do grau de bacharel em ciências exatas e tecnológicas.

Universidade Federal do Recôncavo da Bahia - UFRB Bacharelado em Ciências Exatas e Tecnológicas

Orientador: Tiago Palma Pagano

Brasil 2018, v1.0

### Resumo

Palavras-chave:

### **Abstract**

Keywords:

# Lista de ilustrações

Figura 1 – Rede Neural Multicamada	a																										2	0
------------------------------------	---	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	---	---

# Lista de quadros

### Lista de tabelas

# Lista de abreviaturas e siglas

IA Sigla para Inteligência Artificial

SOM Self-Organizing Map, em portugês Mapas auto organizáveis

RNAs — Sigla para Redes Neurais Artificiais

## Lista de símbolos

 $\Gamma$  Letra grega Gama

### Sumário

1	INTRODUÇÃO	17
1.1	Objetivo	17
1.2	Objetivos específicos	17
1.3	Justificativa	17
1.4	Metodologia	17
1.5	Problematização	17
2	REFERÊNCIAL TEÓRICO	19
2.1	Misoginia	19
2.1.1	Cassificação	19
2.2	Mineração de Textos	19
2.3	Inteligência Artificial	19
2.3.1	Redes Neurais Artificiais	19
2.3.1.1	Motivação para as RNAs: redes biológicas	20
2.3.2	Mapas Auto Organizáveis de Kohonen	21
3	DESENVOLVIMENTO	23
4	TESTES E ANÁLISE DE RESULTADOS	25
5	CONCLUSÃO	27
	REFERÊNCIAS	29
	Appendices	31

### 1 Introdução

#### 1.1 Objetivo

Analisar e classificar comentários de twitter segundo seu caráter misógino.

#### 1.2 Objetivos específicos

Utilizar métodos capazes de classificar os comentários segundo seu caráter misógino. Dentro deste comportamento de aversão às mulheres existem subcategorias, que devem ser declaradas e evidenciadas na classificação.

Analisar caracteristicas comuns as frases que pertecem ao mesmo grupo e determinar a ocorrência e relevância de determinadas palavras para a identificação.

Determinar se tal comportamento possui direcionamento a um usuário em específico, ou é realizado de forma a generalizar todas as mulheres.

#### 1.3 Justificativa

Como consequência, a análise dos resultados obtidos neste trabalho poderá prover um padrão especifico referente ao comportamento de usuários misóginos no twitter.

#### 1.4 Metodologia

Aplicar métodos de mineração de dados em textos para realizar o ajuste dos dados existentes na base.

Utilizar aprendizado de máquina nos dados ajustados para criar uma rotina de classificação das frases. A proposta aqui é com o auxílio de redes neurais, evidenciar dados específicos encontrados em comentários que refletem um cunho misógino, no qual destacamos o método de mapas auto organizáveis com o intuito de evidenciar características comuns em frases que possuem a mesma classificação.

#### 1.5 Problematização

Com auxílio de métodos inerentes a inteligência artificial é possível determinar a existência de misoginia em um comentário?

Através do agrupamento de características é praticável a classificação das frases misóginas em subcategorias?

Existe um padrão para comentários que apresentam cunho misógino?

### 2 Referêncial Teórico

Neste capítulo as referências conceituais e conceitos envolvidos neste trabalho serão descritos. Partindo da definição de misoginia, passando pelas técnicas envolvidas, e arrematando com as concepções de analise dos dados.

- 2.1 Misoginia
- 2.1.1 Cassificação
- 2.2 Mineração de Textos
- 2.3 Inteligência Artificial

#### 2.3.1 Redes Neurais Artificiais

Segundo Braga, Carvalho e Ludermir (2000) RNAs são sistemas paralelos distribuidos compostos por unidades de processamento simples (nodos) que calculam determinadas funções matemáticas (normalmente não-lineares). Essa unidades são dispostas em uma ou mais camadas e interligadas por um grande número de conexões, geralmente unidirecionais. Estes modelos de conexões normalmente estão associados a pesos, os quais aramazenam o conhecimento representado no modelo e servem para ponderar a entrada recebida por cada neurônio da rede. O funcionamento destas redes é inspirado em uma estrutura física natural: o cérebro humano.

Por volta do fim da década de 1950, na Universidade de Cornell, Rosenblatt deu continuidade às idéias de McCulloch. Criando uma genuína rede de múltiplos neurônios do tipo discriminadores lineares esta rede foi descrita como rede de perceptron. Um perceptron é uma rede com a seguinte topologia, os neurônios são dispostoos em váiras camadas. Os que recebem das entradas diretamente formam o que é chamada de camada de entrada. A camada que recebe a saída da camada de entrada como entrada constituem a segunda camada e assim consecutivamente até a ultima camada que é chamada de camada de saída. Camadas que ficam entre as de entrada e saída são comumente referidas como camadas ocultas.

Com referência à Figura 1. Uma rede neural multicamada de K camadas, terá como entrada um vetor  $\mathbf{x}$  de dimensão  $J_0$  de componentes  $x_{j_0}, j_0 = 1, 2, ...J_0$ . Estas conectam-se às entradas dos  $J_1$  neurônios numa primeira camada. As saídas  $u_l j_1, j_1 = 1, 2, ...J_1$  destes, formando as componentes de um novo vetor  $\mathbf{u}_1$  de dimensão  $J_1$ , conectam-se às entradas dos  $J_2$  neurônios da camada seguinte e assim sucessivamente até a última camada que consistirá de  $J_K$  neurônios fornecendo como saída da rede um vetor  $\mathbf{y} = \mathbf{u}_K$  de dimensão  $J_K$ . Genéricamente,  $u_{kj_k}$  denota a saída do  $j_k$  -ésima entrada da rede, e para k = K a  $j_k$  -ésima saída da rede. (KOVÁCS, 2002, p. 39–40)

Camadas:  $k=0 \qquad k=1 \qquad k=2 \qquad k=3$   $u_{0l}=x_{l} \qquad u_{1l} \qquad u_{2l} \qquad u_{3l}=y_{l}$   $u_{02}=x_{2} \qquad u_{12}=y_{2}$   $u_{0l0}=x_{J0} \qquad u_{JJ} \qquad u_{JJ}=y_{J3}$   $\mathbf{x}=[x_{j0}]: \text{ vetor de entrada}$  vetor de saida:  $\mathbf{y}=[y_{j3}]$ 

Figura 1 – Rede Neural Multicamada

Fonte: Kovács (2002, p. 40)

Ainda segundo Kovács (2002) e Braga, Carvalho e Ludermir (2000) o problema que Rosenblatt propôs a resolver foi o de casos simples com implementação de funções booleanas **E** e **OU** de duas variáveis, que são problemas linearmente separáveis, isto é, problemas cuja solução pode ser obtida ao dividir o espaço de entrada em duas regiões através de uma reta. O perceptron, não consegue detectar conectividade, paridade e simetria, que são problemas não-linearmente separáveis. Estes são exemplos de *hard learning problems* (problemas difíceis de aprender).

A abordagem conexionista ficou adormecida durante os anos 70, porém alguns pesquisadores continuaram desenvolvendo trabalhos na área. Dentre eles podem ser citados Igor Aleksander (redes sem pesos) na Inglaterra, Kunihiko Fukushima (cognitron e neocognitron) no Japão, Steven Grossberg (sistemas auto-adaptativos) nos EUA, e Teuvo Kohonen (memórias associativas e auto-organizadas) na Finlândia.

#### 2.3.1.1 Motivação para as RNAs: redes biológicas

O cérebrohumano é um imenso e complexo bosque de células e conexões intercelulares. Esse bosque emaranhado é composto de aproximadamente 100 bilhões de neurônios  $(1*10^{11})$  de formas e tamanhos diferentes. Considera-se que apenas no córtex cerebral, que contém quase a metade desse número, isto é, cerca de 50 bilhões, existam mais de 500 tipos de neurônios morfologicamente diferentes, distribuídos em 52 áreas. (MORA, 2016, p.18)

A estrutura dos nodos, a topologia dessas conexões e o comportamento conjunto dos neurônios naturais constroem a base de estudo das RNAs. As RNAs tendem a reproduzir as funções das redes biológicas, buscando colocar em prática a sua dinâmica e seu comportamento básico.

Conforme Braga, Carvalho e Ludermir (2000), como caracteristicas comuns, ambos os sistemas são baseados em unidades de computação paralela e distribuída que se comunicam por meio de conexões sinápticas, possuem detetores de características, redundância e modularização das conexões. Apesar de pouca similaridade entre os dois sistemas do ponto de vista biológico, estas características semelhantes permitem às RNAs reproduzirem com fidelidade várias funções inerentes dos seres humanos

#### 2.3.2 Mapas Auto Organizáveis de Kohonen

### 3 Desenvolvimento

## 4 Testes e Análise de Resultados

# 5 Conclusão

### Referências

BRAGA, A. d. P.; CARVALHO, A.; LUDERMIR, T. B. Redes neurais artificiais: teoria e aplicações. [S.l.]: Livros Técnicos e Científicos Rio de Janeiro, 2000. Citado 3 vezes nas páginas 19, 20 e 21.

KOVÁCS, Z. L. Redes neurais artificiais. [S.l.]: Editora Livraria da Fisica, 2002. Citado na página 20.

MORA, F. Continuum: Como Funciona o Cérebro? [S.l.]: Artmed Editora, 2016. Citado na página 20.

