

Maiki Manfro Girardi

**Avaliação de intermediadores de mensagens que
suportam o protocolo *AMQP***

Caxias do Sul

2015

Maiki Manfro Girardi

Avaliação de intermediadores de mensagens que suportam o protocolo *AMQP*

Projeto de Diplomação submetido ao curso de Bacharelado em Ciência da Computação do Centro de Computação e Tecnologia da Informação da Universidade de Caxias do Sul, como requisito obrigatório para graduação.

UNIVERSIDADE DE CAXIAS DO SUL
CENTRO DE COMPUTAÇÃO E TECNOLOGIA DA INFORMAÇÃO
BACHARELADO EM CIÊNCIAS DA COMPUTAÇÃO

Orientador: André Luis Martinotto
Coorientador: Alexandre Erasmo Krohn Nascimento

Caxias do Sul

2015

Lista de ilustrações

Figura 1 – Caminhos possíveis de classificação	12
Figura 2 – Caminhos definidos para a classificação pelo Algoritmo de Viterbi . . .	15
Figura 3 – <i>Website Reddit</i> : As flechas demarcadas permitem efetuarmos <i>upvotes</i> ou <i>downvotes</i>	25
Figura 4 – Arquitetura do <i>Crawler</i>	26

Lista de tabelas

Tabela 1	–	Tabela de Probabilidades de Associação	13
Tabela 2	–	Tabela de Probabilidade de Transição	14
Tabela 3	–	<i>Training Set</i>	17
Tabela 4	–	Tabela de Palavras e Probabilidades.	19
Tabela 5	–	Tabela de Probabilidades - <i>Laplace smoothing</i>	20
Tabela 6	–	Cronograma do TCC I.	32
Tabela 7	–	Cronograma do TCC II.	33

Lista de acrônimos

NLP	<i>Natural Language Processing</i>
NLTK	<i>Natural Language Toolkit</i>
MaxEnt	<i>Maximum Entropy</i>
VADER	<i>Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner</i>
JSON	<i>JavaScript Object Notation</i>
POJO	<i>Plain Old Java Objects</i>
SVM	<i>Support Vector Machines</i>
API	<i>Application Programming Interface</i>

Sumário

1	PROCESSAMENTO DE LINGUAGEM NATURAL	9
1.1	Linguística	9
1.2	Métodos de Processamento de Linguagem Natural	10
1.2.1	Método Simbólico	10
1.2.2	Método Estatístico	11
2	MÉTODOS ESTATÍSTICOS E SIMBÓLICOS APLICADOS NA ANÁLISE DE SENTIMENTOS	17
2.1	Método de Naive Bayes	17
2.2	Método de <i>VADER</i>	20
2.2.1	Definição de Método para Identificação de Sentimentos	22
2.2.2	NLTK - <i>Natural Language Toolkit</i>	23
3	CRIAÇÃO DE BASE DE DADOS	25
3.1	Rede Social Reddit	25
3.2	Extração de Dados	26
3.3	Tópicos Seleccionados	27
4	CONCLUSÃO PARCIAL	31
4.1	Atividades e Cronograma	32
	REFERÊNCIAS	35

1 Processamento de Linguagem Natural

O objetivo da área de Processamento de Linguagem Natural é analisar a linguagem natural, ou seja, a linguagem utilizada pelo seres humanos seja ela escrita ou falada ([MANNING; SCHÜTZE, 1999](#)).

O Processamento de Linguagem Natural é uma área antiga, sendo anterior a invenção dos computadores modernos. De fato, sua primeira grande aplicação foi um dicionário desenvolvido no Birkbeck College em Londres no ano de 1948. Por ser uma área complexa, seus primeiros trabalhos foram notavelmente falhos o que causou uma certa hostilidade por parte das agências fomentadoras de pesquisas.

Os primeiros pesquisadores eram muitas vezes bilíngues, como por exemplo, nativos alemães que imigraram para os Estados Unidos. Acreditava-se que pelo fato desses terem conhecimento de ambas as línguas, Inglês e Alemão, eles teriam capacidade de desenvolver programas de computadores que efetuariam a tradução de modo satisfatório. Uma vez que esses encontraram muitas dificuldades, ficou claro que o maior problema não era o conhecimento das línguas, e sim como expressar esse conhecimento na forma de um programa de computador ([HANCOCX, 2017](#)).

Para que um computador seja capaz de interpretar uma língua, primariamente, precisamos compreender como nós efetuamos essa interpretação. Por isso, uma parte considerável do Processamento de Linguagem Natural está apoiado na área de Linguística.

1.1 Linguística

O objetivo da Linguística é compreender como os seres humanos adquirem, produzem e entendem as diversas línguas, ou seja, a forma como conversamos, a nossa escrita e outras mídias de comunicação ([MANNING; SCHÜTZE, 1999](#)).

Na linguagem tanto escrita, como na falada, existem regras que são utilizadas para estruturar as expressões. Uma série de dificuldades no Processamento de Linguagem Natural são ocasionadas pelo fato de que as pessoas constantemente mudam as regras para satisfazerem suas necessidades de comunicação ([MANNING; SCHÜTZE, 1999](#)). Uma vez que as regras são constantemente modificadas pelo locutor, se torna extremamente difícil a criação de um software ou hardware que efetue a interpretação de uma língua.

1.2 Métodos de Processamento de Linguagem Natural

O *Natural Language Processing* (NLP) tem como objetivo a execução de diferentes tarefas, como por exemplo, a categorização de documentos, a tradução e a geração de textos a partir de um banco de dados, etc. Podemos citar duas classes de métodos para a execução deste tipo de tarefas, que são os métodos simbólicos e os métodos estatísticos.

Nos final dos anos 50 e 60, existiam excelentes métodos estatísticos, que foram desenvolvidos durante a segunda guerra mundial, para a solução de problemas Linguísticos (SHANNON; WEAVER, 1948). Porém, no ano de 1957, Chomsky publicou o trabalho intitulado de “*Syntactic Structures*” onde descreve a teoria da gramática gerativa, que é uma teoria que considera a gramática como um conjunto de regras. Essa abordagem através de um conjunto de regras, ao invés de um modelo estatístico, entra em conflito com os trabalhos anteriores, criando duas comunidades no campo da Linguística. Como reflexo dessas duas comunidades, a área de NLP que crescia em paralelo, também foi dividida em duas áreas. A primeira dessas áreas que fazia uso de métodos baseados em regras (simbólica) e a segunda que fazia o uso de métodos quantitativos (estatística).

Nesta seção será apresentado um exemplo de um método simbólico e de um método estatístico. Destaca-se que a descrição realizada nesta seção apresenta como objetivo, apenas diferenciar ambas as classes de métodos, através de seus requisitos e forma de execução. Destaca-se ainda que os métodos apresentados nesta seção não são utilizados na análise de sentimentos, sendo que os métodos específicos para essa identificação serão descritos no Capítulo 2.

1.2.1 Método Simbólico

O método simbólico ou racionalista está baseado no campo da Linguística e faz o uso da manipulação dos símbolos, significados e das regras de um texto. Um exemplo simples de um método simbólico é o método de Brill (BRILL, 1992) utilizado para a análise léxica, ou seja, identificar a classe de uma palavra de um texto. Por exemplo, no método de Brill a frase “João pintou a casa de branco”, será separada em palavras que serão classificadas através de um dicionário pré-definido, como:

Palavra	João	pintou	a	casa	de	branco
Classificação:		Verbo	Artigo	Substantivo	Preposição	Adjetivo

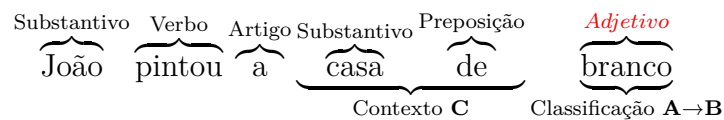
Observa-se que algumas palavras não foram identificadas, como “João”, ou classificadas de forma incorreta, como “branco”. Desta forma, o método de Brill utiliza-se de outras duas regras para a classificação. A primeira dessas regras classifica todas as palavras desconhecidas que iniciam com uma letra em maiúscula como substantivos, por exemplo, a palavra “João”. Já a segunda regra, atribui para a palavra desconhecida a

mesma classificação de outras palavras que terminam com as mesmas três letras. Por exemplo, supondo que a palavra “pintou” não fosse encontrada no dicionário, essa seria associada a outras palavras terminadas com o sufixo “tou”, ou seja, essa seria classificada como verbo.

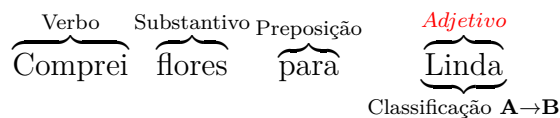
Palavra	João	pintou	a	casa	de	branco
Classificação:	Substantivo	Verbo	Artigo	Substantivo	Preposição	Adjetivo

Após essa classificação inicial, o método executa o seguinte conjunto de regras, ou ainda, regras derivadas dessas:

- Se uma palavra tem a classificação **A** e está no contexto **C** então a sua classificação deverá ser mudada para **B**. Por exemplo, se uma palavra **A** (branco no exemplo) é um adjetivo e uma das duas palavras anteriores é uma preposição (“de” no contexto **C**), mude a sua classificação para um substantivo (classificação **B**).



- Se uma palavra tem a classificação **A** e tem uma propriedade **P** então a sua classificação deverá ser alterada para **B**. Por exemplo, se uma palavra **A** (“Linda”) foi classificada como um adjetivo e é iniciada com uma letra maiúscula (propriedade **P**), sua classificação deverá ser alterada para substantivo (classificação **B**).



- Se uma palavra tem a classificação **A** e uma palavra com a propriedade **P** está na região **R**, sua classificação deverá ser **B**. Por exemplo, se uma das duas palavras anteriores à palavra “Linda” (“João adora” na região **R**) iniciam com letra maiúscula (propriedade **P**), sua classificação deverá ser alterada para substantivo (classificação **B**).



1.2.2 Método Estatístico

Um método estatístico utiliza-se de uma grande quantidade de texto, procurando por padrões e associações a modelos, sendo que esses padrões podem ou não estar relacionados com regras sintáticas ou semânticas.

Os métodos estatísticos baseia-se na utilização de um sistema de aprendizado supervisionado, ou seja, a classificação é feita a partir de um conjunto de dados já classificado, que é chamado de *training set*. Um exemplo de método estatístico é a utilização de Modelos de Markov com a aplicação do algoritmo de Viterbi (MANNING; SCHÜTZ, 1999).

Em um Modelo de Markov, a classificação da frase “João comprou um carro” é feita a partir de um *training set* que pode, por exemplo, ser composto por textos retirados de *web-sites*, sendo que as palavras destes textos já devem estar classificadas. A partir deste *training set*, as palavras “João”, “comprou” e “carro” seriam classificadas como substantivo, verbo e substantivo, respectivamente. Já a palavra “um” apresenta uma ambiguidade uma vez que pode ser classificada como um artigo (ART), ou um substantivo (SM) ou um pronome (PRO). A Figura 1 ilustra o conjunto de possibilidades criadas pelo classificador para a classificação completa da frase.

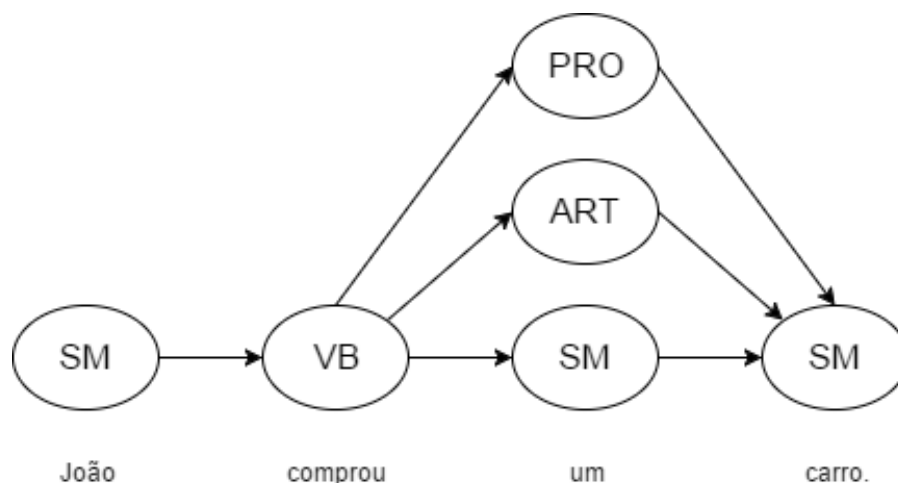


Figura 1 – Caminhos possíveis de classificação

A idéia central da utilização de Modelos de Markov é escolher, entre os caminhos possíveis (Figura 1), o caminho de maior probabilidade. Para tanto, se faz necessário calcular a probabilidade de todos os caminhos através de um Modelo de Markov. Após, utiliza-se o Algoritmo de Viterbi para definir qual o caminho com maior probabilidade (MANNING; SCHÜTZ, 1999).

O Modelo de Markov irá utilizar-se do *training set* para inferir a classificação da palavra “um”. Por exemplo, considerando-se um *training set* hipotético com as seguintes características: 10000 substantivos aonde 150 são a palavra “um”; 10 são a palavra “João”; 50 são a palavra “carro”; 20000 artigos aonde 500 são a palavra “um”; 12000 verbos aonde 50 são a palavra “comprou”; 15000 pronomes aonde 50 são a palavra “um”. Neste caso, a probabilidade da palavra “um” ser um substantivo é dada pela Equação 1.1, uma vez que no *training set* temos 150 instâncias da palavra “um” classificadas como substantivo e um total de 10000 substantivos. Ou seja, a probabilidade de “um” ser um substantivo é

de 0,015. A Equação 1.1 também é aplicada para as demais possíveis classes da palavra “um”, neste caso, pronome ou artigo. Por exemplo, a probabilidade da palavra “um” ser um pronome seria 0,0033 e a probabilidade da palavra “um” ser um artigo seria 0,025.

$$P(palavra|classe) = \frac{C(classe, palavra)}{C(classe)} \quad (1.1)$$

$$P(um|SM) = \frac{C(SM, um)}{C(SM)} = \frac{150}{10000} = 0,015.$$

O cálculo de probabilidade é realizado para todas as palavras da frase que está sendo classificada. Na Tabela 1 tem-se os resultados obtidos para todas as palavras da frase “João comprou um carro”.

	João	comprou	um	carro
Substantivo	0.001	0	0.015	0.005
Verbo	0	0.0042	0	0
Artigo	0	0	0.025	0
Pronome	0	0	0.0033	0

Tabela 1 – Tabela de Probabilidades de Associação

Além da probabilidade de associação a uma determinada classe, é calculada a probabilidade de transição de uma classe para a outra. Neste caso, vamos considerar que o nosso *training set* hipotético apresenta as seguintes características:

- De 20000 frases, 2500 iniciam com um substantivo, 5000 iniciam com um verbo, 5000 iniciam com um artigo e 5000 iniciam com um pronome.
- De 10000 substantivos, os 10000 são seguidos por verbos.
- De 12000 verbos, 3000 são seguidos por um substantivo, 2000 são seguidos por um outro verbo, 5000 são seguidos por um artigo e 2000 são seguidos por um pronome.
- De 20000 artigos, os 20000 são seguidos por um substantivo.
- De 15000 pronomes, 10000 são seguidos por um substantivo e 5000 são seguidos por um verbo.

A probabilidade de transição de um verbo para um substantivo é dada pela Equação 1.2, uma vez que no *training set* tem-se 12000 verbos, os quais 3000 são seguidos por um

substantivo.

$$P(transicao|classe) = \frac{C(classe, transicao)}{C(classe)} \quad (1.2)$$

$$P(SM|VB) = \frac{C(VB, SM)}{C(VB)} = \frac{3000}{12000} = 0,25$$

Da mesma forma, a probabilidade de transição é calculada para todas as demais classes. Por exemplo, a probabilidade de transição de um verbo para outro verbo é de 0,17, de um verbo para um artigo é de 0,42 e de um verbo para um pronome é de 0,17. A Equação 1.2 é utilizada também para o cálculo da probabilidade da frase iniciar com determinada classe. A Tabela 2 tem-se a probabilidade de transição para todas as classes do *training set* de exemplo.

	Substantivo	Verbo	Artigo	Pronome
Início	0.125	0.25	0.25	0.25
Substantivo	0.0	1.0	0.0	0.0
Verbo	0.25	0.17	0.42	0.17
Artigo	1.0	0.0	0.0	0.0
Pronome	0.67	0.33	0.0	0.0

Tabela 2 – Tabela de Probabilidade de Transição

A partir das probabilidades calculadas através do Modelo de Markov, é utilizado o algoritmo de Viterbi para determinar o caminho mais provável. O caminho mais provável é obtido através da Equação 1.3, sendo que essa é aplicada a todas as palavras da frase. Na Equação 1.3, os termos v_t , v_{t-1} , a_{ij} e $b_j(o_t)$ correspondem, respectivamente, o caminho mais provável atual, o caminho mais provável anterior, a probabilidade de transição e a probabilidade de associação. Por exemplo, para a palavra “João”, tem-se que v_{t-1} é igual a 1 (visto que essa é a primeira palavra da frase); a_{ij} (probabilidade de transição entre “Início” e um substantivo) é igual a 0,125 (Tabela 2); e $b_j(o_t)$ (probabilidade de associação da palavra João com um substantivo) é igual a 0,0001 (Tabela 1). Desta forma, tem-se que o valor de v_t para a palavra João é:

$$v_t(j) = v_{t-1}a_{ij}b_j(o_t) \quad (1.3)$$

$$v_t(j) = 1 * 0,125 * 0,001 = 0,000125. \quad (1.4)$$

Já para a palavra “comprou” tem-se 0,000125 que é o caminho mais provável anterior (Equação 1.3). Já os valores 1 e 0,0042 são as probabilidades de transição (Tabela 2) e associação (Tabela 1) respectivamente.

$$v_t(j) = 0,000125 * 1 * 0,0042 = 0,000000525. \quad (1.5)$$

Após efetuar o cálculo de probabilidade de todos os caminhos, é escolhido o caminho que tem a maior probabilidade, sendo que neste caso o caminho que apresenta a maior probabilidade é o que possui a palavra “um” como artigo. De fato, esse possui uma probabilidade de 0,0000000055125 ($0,000000525 * 0,42 * 0,025$), já o que apresenta a palavra “um” como pronome possui uma probabilidade de 0,000000000294525 ($0,000000525 * 0,17 * 0,0033$), enquanto o que apresenta a palavra “um” como substantivo possui uma probabilidade de 0,00000000196875 ($0,000000525 * 0,25 * 0,015$).

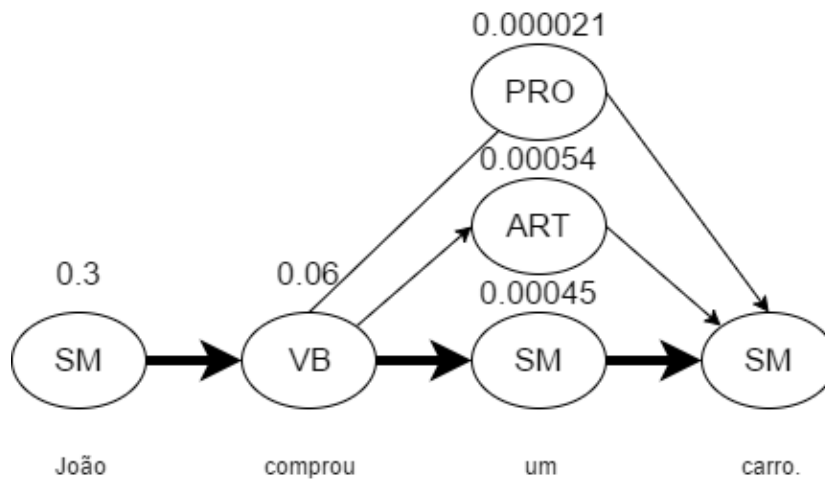


Figura 2 – Caminhos definidos para a classificação pelo Algoritmo de Viterbi

2 Métodos estatísticos e simbólicos aplicados na análise de sentimentos

Antigamente, para sabermos a opinião de outras pessoas sobre um determinado produto, tínhamos que perguntar diretamente a essas pessoas. Com a popularização da Internet e também de redes sociais, milhares de pessoas compartilham as suas opiniões sobre produtos, política, serviços e demais assuntos. Porém, muitas vezes essas opiniões acabam por ser esquecidas devido a dificuldade em analisar uma grande quantidade de textos. De fato, uma das maiores dificuldades reside em como obter a opinião geral das pessoas sobre determinado produto em uma seção de comentários com mais de 1000 opiniões diferentes. Dentro dessa contexto, a análise de sentimentos, tem como função identificar e quantificar os sentimentos expressos através de textos.

Neste capítulo serão descritos um método estatístico (Naive Bayes) e um método simbólico (*Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner* (**VADER**)), que podem ser aplicados na análise de sentimentos. Outros possíveis métodos estatísticos para a análise de sentimentos são *Support Vector Machines* (**SVM**) (**HEARST, 1998**) e *Maximum Entropy* (**MaxEnt**) (**BERGER; PIETRA; PIETRA, 1996**), os quais possuem performance similar ao Naive Bayes (**PANG; LEE; VAITHYANATHAN, 2002**). Ambos métodos serão descritos para o uso da língua Inglesa, visto que o *Website* analisado (Reddit) possui a maioria de seus comentários em língua Inglesa. Além disso, não foram encontrados métodos que façam uso da língua Portuguesa com similar precisão.

2.1 Método de Naive Bayes

O Naive Bayes é um método estatístico para a classificação e que pode ser utilizado para a análise de sentimento. Esse faz o uso do teorema de Bayes e um *training set* para inferir a classificação de uma frase. Por exemplo, considerando se necessita determinar se a frase “*This place is great.*” demonstra um sentimento negativo ou positivo.

Texto	Categoria
The food was great	Positiva
They are horrible!	Negativa
I love the food here	Positiva
This place is wonderful	Positiva
Forgettable experience	Negativa

Tabela 3 – *Training Set*

A partir do *training set* hipotético (Tabela 3) será calculada a probabilidade da

frase “*This place is great*” ser positiva e também de ser negativa sendo que a partir dessas duas possibilidades, será escolhida a de maior probabilidade.

Para calcular a probabilidade da frase “*This place is great*” pertencer a cada categoria é utilizado o teorema de Bayes (MANNING; SCHÜTZE, 1999), através da Equação 2.1. Na Equação 2.1, o termo $P(c|d)$ corresponde a probabilidade da frase \mathbf{d} pertencer a classe \mathbf{c} , ou seja, a probabilidade de “*This place is great*” ser uma frase positiva ou negativa. O Termo $P(d|c)$ é a probabilidade da classe \mathbf{c} ser a frase \mathbf{d} , ou seja, dentre todas as frases negativas ou positivas, a probabilidade de uma das frases ser “*This place is great*”. Já $P(c)$ é a probabilidade de frases negativas ou positivas aparecerem em nosso *training set*. E, por fim, $P(d)$ é a probabilidade da frase “*This place is great*” aparecer em nosso *training set*.

$$P(c|d) = \frac{P(d|c) \times P(c)}{P(d)} \quad (2.1)$$

$$P(\text{Negativa}|\text{This place is great}) = \frac{P(\text{This place is great}|\text{Negativa}) \times P(\text{Negativa})}{\text{This place is great}} \quad (2.2)$$

$$P(\text{Positiva}|\text{This place is great}) = \frac{P(\text{This place is great}|\text{Positiva}) \times P(\text{Positiva})}{\text{This place is great}} \quad (2.3)$$

Uma vez que as Equações 2.2 e 2.3 apresentam $P(d)$ como divisor (“*This place is great*”), essas podem ser simplificadas resultando nas Equações 2.4 e 2.5.

$$P(\text{Negativa}|\text{This place is great}) = P(\text{This place is great}|\text{Negativa}) \times P(\text{Negativa}) \quad (2.4)$$

$$P(\text{Positiva}|\text{This place is great}) = P(\text{This place is great}|\text{Positiva}) \times P(\text{Positiva}) \quad (2.5)$$

Nas Equações 2.4 e 2.5, os termos $P(\text{Positiva})$ e $P(\text{Negativa})$ são definidos pela frequência que frases positivas e negativas aparecem no *training set*, sendo determinados através das Equações 2.6 e 2.7. Como pode ser observado, os valores de $P(\text{positiva})$ e $P(\text{negativa})$ correspondem a 0,6 e 0,4 respectivamente, uma vez que em nosso *training set* tem-se um total de 5 frases onde 3 dessas são positivas (Equação 2.6) e as outras 2 são negativas (Equação 2.7).

$$P(\text{Positiva}) = \frac{3}{5} = 0,6 \quad (2.6)$$

$$P(Negativa) = \frac{2}{5} = 0,4 \quad (2.7)$$

Uma vez que a frase “*This place is great*” não existe por completo no *training set*, tem-se que o termo $P(d|c)$ da Equação 2.4 e 2.5 é igual a zero (0), impossibilitando o cálculo de probabilidade para essa frase. Neste caso, se faz o uso do *Naive Bayes*, o qual passa a considerar todas as palavras ao invés da frase completa. O uso do Naive Bayes elimina o problema com frases que não se encontram no *training sets*. Neste caso, é considerado somente a frequência que cada palavra aparece em uma frase positiva e em uma negativa. Portanto, o termo $P(This\ place\ is\ great|Positiva)$ da Equação 2.5 é dado pela Equação 2.8.

$$\begin{aligned} P(This\ place\ is\ great|Positiva) &= P(This|Positiva) \times P(place|Positiva) \\ &\times P(is|Positiva) \times P(great|Positiva) \end{aligned} \quad (2.8)$$

A partir da Equação 2.8 é necessário calcular os termos $P(This|Positiva)$, $P(place|Positiva)$, $P(is|Positiva)$, $P(great|Positiva)$. O termo $P(This|Positiva)$ é calculado pela razão entre a quantidade de vezes que a palavra *This* encontra-se em uma frase classificada como positiva no *training set*, e o total de palavras que se encontram em frases classificadas como positiva (Equação 2.9).

$$P(This|Positiva) = \frac{1}{13} \quad (2.9)$$

Da mesma forma, a Equação 2.9 deve ser aplicada para as demais palavras da frase “*This place is great*”, obtendo-se os valores apresentados na Tabela 4.

Palavra	Positiva	Negativa
This	$\frac{1}{13}$	$\frac{0}{5}$
place	$\frac{1}{13}$	$\frac{0}{5}$
is	$\frac{1}{13}$	$\frac{0}{5}$
great	$\frac{1}{13}$	$\frac{0}{5}$

Tabela 4 – Tabela de Palavras e Probabilidades.

Uma vez que algumas palavras não encontram-se no *training set* essas acabam zerando o resultado final da multiplicação das probabilidades (Equação 2.8). De modo, a evitar que uma única palavra invalide a frase por completo é utilizado o método *Laplace smoothing* (MANNING; RAGHAVAN; SCHÜTZE, 2008). Neste, é somado 1 a cada palavra da frase. Já ao total de palavras positivas é somada a quantidade de palavras distintas do

training set (16). Aplicando o *Laplace smoothing* para os valores apresentados na Tabela 4 são obtidos os valores que são apresentados na Tabela 5.

Palavra	Positiva	Negativa
This	$\frac{1+1}{13+16}$	$\frac{0+1}{5+16}$
place	$\frac{1+1}{13+16}$	$\frac{0+1}{5+16}$
is	$\frac{1+1}{13+16}$	$\frac{0+1}{5+16}$
great	$\frac{1+1}{13+16}$	$\frac{0+1}{5+16}$

Tabela 5 – Tabela de Probabilidades - *Laplace smoothing*.

Utilizando as probabilidades que são apresentadas na Tabela 5 na Equação 2.8 tem-se:

$$P(\text{Positiva} | \text{This place is great}) = \frac{1+1}{13+16} \times \frac{1+1}{13+16} \times \frac{1+1}{13+16} \times \frac{1+1}{13+16} = 0,000023. \quad (2.10)$$

Uma vez que o termo $P(\text{Positiva} | \text{This place is great})$ encontra-se definido, esse pode ser utilizado na Equação 2.4, onde o termo $P(\text{Positiva})$ é igual a 0,6 (Equação 2.6). Neste caso, tem-se que a probabilidade da frase “*This place is great*” ser classificada como positiva é

$$P(\text{Positiva} | \text{This place is great}) = 0,000023 \times 0,6 = 0,0000138. \quad (2.11)$$

Efetuando o mesmo processo para a probabilidade da frase ser negativa, tem-se:

$$P(\text{Negativa} | \text{This place is great}) = 0,0000049 \times 0,4 = 0,00000196. \quad (2.12)$$

Portanto, tem-se que a frase “*This place is great*” é positiva, uma vez que a probabilidade de ser positiva (0,0000138) é maior que a probabilidade dessa frase ser negativa (0,00000196).

2.2 Método de VADER

O método de VADER é um dicionário e classificador de sentimentos que se baseia em regras, portanto, um método de classificação simbólico. Esse foi desenvolvido especificadamente para ser utilizado em redes sociais, onde se tem um contexto vago, pouca quantidade de texto, gírias e *emoticons* (HUTTO; GILBERT, 2014).

A classificação do sentimento é feita através da separação da frase em palavras, sendo que para cada palavra da frase é atribuída uma pontuação de intensidade em uma

escala de -4 (sentimento negativo) até +4 (sentimento positivo). Como por exemplo, a palavra *great* tem a intensidade de 3.1 e *horrible* -2.5. Essa pontuação é obtida através de um dicionário que é construído utilizando o método de “*wisdom of the crowd*”, onde um grupo de pessoas é responsável por atribuir os valores de intensidade para cada palavra. Por exemplo, a frase “*This place is great*” seria classificada com

Palavra	<i>This</i>	<i>place</i>	<i>is</i>	<i>great</i>
Intensidade:				3,1

As palavras “*This*”, “*place*” e “*is*” são desconsideradas uma vez que não existem no dicionário e não expressam sentimentos. Após, essa fase inicial utiliza-se o seguinte conjunto de regras para inferir a intensidade do sentimento:

- É verificado quando uma palavra que expressa sentimentos é escrita em letras maiúsculas. Neste caso, é aumentada a magnitude da intensidade do sentimento sem modificar a orientação semântica. Isso é feito somando 0,733 na intensidade do sentimento caso este tenha intensidade positiva ou subtraindo 0,733 caso este tenha uma intensidade negativa.

Palavra	<i>This</i>	<i>place</i>	<i>is</i>	<i>GREAT</i>
Intensidade:				3,1 → 3,833

- É verificado se alguma das três palavras anteriores é um advérbio intensificador. Neste caso, a intensidade do sentimento é aumentada ou diminuída em 0,293.

Palavra	<i>This</i>	<i>place</i>	<i>is</i>	<i>incredibly</i>	<i>great</i>
Intensidade:				Advérbio	3,1 → 3,393

Palavra	<i>This</i>	<i>place</i>	<i>is</i>	<i>somewhat</i>	<i>great</i>
Intensidade:				Advérbio	3,1 → 2,807

- É verificado se a frase contém a palavra “*but*”. Essa palavra indica uma troca do sentimento da frase, uma vez que o texto seguinte a palavra “*but*” expressa um sentimento dominante. Neste caso, o método multiplica a intensidade dos sentimentos expressos até a palavra “*but*” por 0,5 e os sentimentos expressos após a palavra “*but*” por 1,5.

Palavra	<i>Great</i>	<i>place</i>	<i>but</i>	<i>today</i>	<i>the</i>	<i>food</i>	<i>was</i>	<i>horrible</i>
Intensidade:	3,1 → 1,55							-2,5 → -3,75

- É verificado se a frase possui pontos de exclamação (!). Este tipo de pontuação aumenta a magnitude da intensidade sem modificar a orientação semântica. Neste caso, é adicionado um valor de 0,292 a cada ponto de exclamação, considerando um máximo de 4 pontos de exclamação.

Palavra	<i>This</i>	<i>place</i>	<i>is</i>	<i>great!</i>
Intensidade:				3,1 \rightarrow 3,392

- São examinadas as três palavras anteriores, procurando a existência de uma negação que inverta a polaridade do texto. Quando é encontrada uma negação na frase, a intensidade de cada palavra de sentimento é multiplicada por -0,74.

Palavra	<i>This</i>	<i>place</i>	<i>wasn't</i>	<i>great</i>
Intensidade:			Negação	3,1 \rightarrow -2,294

Após o cálculo de intensidade, é feita a normalização dessa pontuação, a partir da Equação 2.13. Neste caso, 15 é um valor fixo para aproximar o resultado final do valor máximo esperado (-1 para palavras negativas e +1 para palavras positivas).

$$\text{Pontuação Normalizada} = \frac{\text{Pontuação}}{\sqrt{\text{Pontuação}^2 + 15}} \quad (2.13)$$

$$\text{Pontuação Normalizada} = \frac{3,1}{\sqrt{3,1^2 + 15}} = 0,6249 \quad (2.14)$$

Neste caso para a frase “*This place is great*”, será atribuída uma pontuação final de 0,6249. Caso a pontuação da frase fosse menor que -1 ou maior que 1, essa seria limitada aos valores de -1 ou 1, respectivamente. Para o **VADER**, são consideradas frases negativas aquelas que apresentam uma pontuação de -1 até -0,5, frases neutras aquelas que apresentam uma pontuação de -0,5 até 0,5 e frases positivas aquelas que apresentam uma pontuação 0,5 até 1. Portanto, a frase “*This place is great*” com pontuação de 0,6249 seria classificada como positiva.

2.2.1 Definição de Método para Identificação de Sentimentos

Para o desenvolvimento deste trabalho optou-se pelo uso do método de **VADER**, uma vez que este, segundo a literatura, apresenta resultados superiores ao Método de Naive Bayes. De fato, segundo Pålsson e Szerszen (PÅLSSON; SZERSZEN, 2016), para a análise de *Tweets*¹, o método de **VADER** apresentou uma assertividade de 72,3% enquanto o Naive Bayes apresentou uma assertividade de apenas 58,2%.

Na análise conduzida por Hutto (HUTTO; GILBERT, 2014), considerando-se a análise de *tweets*, avaliações de produtos da Amazon e editoriais do New York Times, o método de **VADER** apresentou uma assertividade de 96%, 63% e 55%, respectivamente, contra 56%, 49%, 44% do método de Naive Bayes.

¹ *Tweets* é o termo utilizado para designar as publicações realizadas na rede social Twitter.

Destaca-se ainda que o método de [VADER](#) possui uma maior adaptabilidade, uma vez que esse não necessita do desenvolvimento de um *training set* específico para o tema que está sendo analisado. Desta forma, sendo o mais adequado para a análise de sentimentos na rede social Reddit, visto que os tópicos que foram selecionados neste trabalho abrangem uma quantidade diversificada de assuntos, o que inviabiliza a especialização de um *training set* para cada um dos tópicos.

2.2.2 NLTK - *Natural Language Toolkit*

A implementação de um software de análise de sentimentos pode ser feita através do desenvolvimento de um *software* por completo, ou através da utilização de *frameworks* já disponíveis. Métodos estatísticos, como o Naive Bayes, podem ser encontrados tanto em *frameworks* de aprendizado de máquina, quanto em *frameworks* voltados para o [NLP](#). Já os métodos simbólicos, por suas implementações serem específicas para o [NLP](#) ou análise de sentimentos, somente são encontrados em *frameworks* de [NLP](#).

O método de [VADER](#), que será utilizado nesse trabalho, encontra-se disponível como um *package* Python ([ROSSUM, 1995](#)), ou ainda, através do *framework* *Natural Language Toolkit* ([NLTK](#)) ([LOPER; BIRD, 2002](#)), o qual implementa diversos métodos de [NLP](#), incluindo métodos para análise de sentimentos. Neste trabalho, optou-se pelo uso do *framework* [NLTK](#), devido a uma possibilidade futura de utilização de outros métodos de [NLP](#) análise de sentimentos.

O [NLTK](#) é um *framework open source* para Python que foi criado em 2001 na Universidade de Pensilvânia e, atualmente, utilizado por mais de 30 universidades em diversos países ([Natural Language Toolkit, 2017](#)). Esse apresenta tanto métodos estatísticos como, [MaxEnt](#) e Naive Bayes, como métodos simbólicos, contendo mais de 50 dicionários e modelos já treinados. Como exemplo, pode-se citar além do método de [VADER](#), o *Sentiment Polarity Dataset Version 2.0* que é um conjunto de dados já classificados que contém mais de 1000 filmes avaliados de forma positiva e 1000 filmes avaliados de forma negativa ([PANG; LEE; VAITHYANATHAN, 2002](#)); Além disso, destaca-se o *SentiWordNet* que é um dicionário com as palavras extraídas do WordNet já classificadas em positividade, negatividade e objetividade ([ESULI; SEBASTIANI, 2006](#)).

3 Criação de Base de Dados

Este capítulo tem como objetivo descrever a rede social Reddit. Após, são apresentados os tópicos que foram selecionados para a análise de sentimentos. Por fim, é apresentada a ferramenta desenvolvida para a extração dos comentários destes tópicos e para a criação da base.

3.1 Rede Social Reddit

O *website* Reddit foi criado por Alexis Ohanian e Steve Huffman e teve seu início em 2005 como um agregador de conteúdo e, atualmente, é o vigésimo terceiro *website* mais acessado na internet e o sétimo mais acessado nos Estados Unidos da América (Alexa, 2017). Os usuários do Reddit podem enviar *links* com conteúdos externos ao Reddit ou ainda mensagens de texto. A partir desse conteúdo, os seus usuários podem votar para cima (*upvote*) ou para baixo (*downvote*), influenciando na posição do conteúdo no *website*. Além de votar no conteúdo, seus usuários podem enviar comentários como forma de expressar sua opinião (Figura 3).

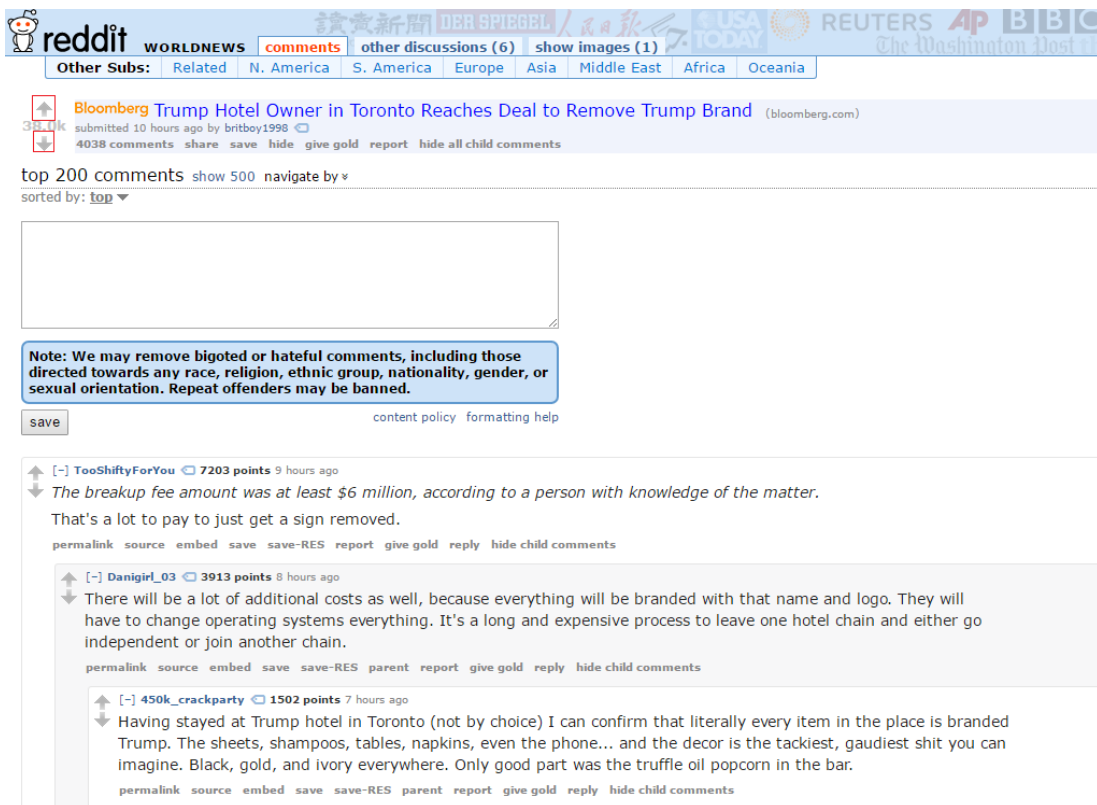


Figura 3 – *Website Reddit*: As flechas demarcadas permitem efetuarmos *upvotes* ou *downvotes*.

O conteúdo do Reddit é distribuído em *subreddits* que funcionam como comunidades. Os usuários podem se inscrever nesses *subreddits*, recebendo as atualizações na sua página inicial, sendo que dentre esses *subreddits*, destacam-se:

- */r/AskReddit*: esse *subreddit* é utilizado para fazer perguntas gerais para outros usuários do Reddit. Esse *subreddit* possui aproximadamente 16.941.540 inscritos.
- */r/worldnews*: esse *subreddit* possui as notícias de todo o mundo, contando com aproximadamente 16.570.600 inscritos.
- */r/IAmA*: IAmA é uma estilização de 'I am a' ('Eu sou um'): a partir desse *subreddit* os usuários podem fazer perguntas ao criador de um determinado tópico. Esse *subreddit* possui aproximadamente 16.990.160 inscritos.

3.2 Extração de Dados

Para a extração comentários do *website* Reddit e para a criação da base foi desenvolvido um *crawler* ou robô de navegação. Esse robô foi implementado na linguagem Java e tem como objetivo a navegação automática no conteúdo do *website* Reddit, extraindo os dados e comentários referentes a um determinado tópico. Após, os dados são armazenados em banco de dados MySQL (WIDENIUS; AXMARK, 2002). Na Figura 4 tem-se a arquitetura do *software* desenvolvido. O código deste encontra-se no CD em anexo.

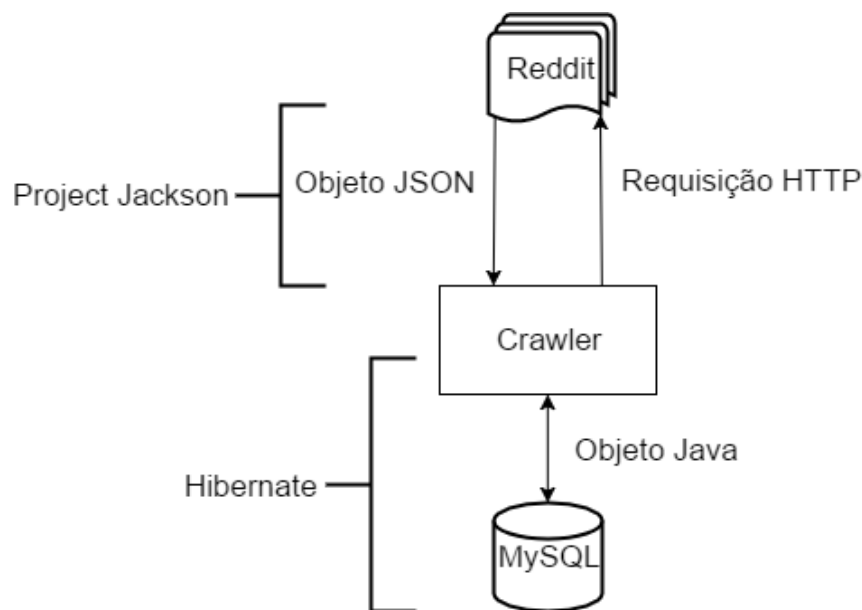


Figura 4 – Arquitetura do *Crawler*

A partir de um *link* para um tópico, o robô efetua uma busca e a extração dos dados relacionados a esse tópico. Para tanto, foi utilizada a *Application Programming*

Interface (API) do Reddit, onde, inicialmente envia-se uma requisição utilizando o sufixo “.json” (Por exemplo: [<https://www.reddit.com/r/iama.json>](https://www.reddit.com/r/iama.json)) e, a partir dessa requisição, o *website* retorna um objeto *JavaScript Object Notation* (JSON). Uma vez que o JSON retornado pelo *website* possui 68 campos e que esses não se encontram documentados, utilizou-se o *website* [jsonschema2pojo](http://www.jsonschema2pojo.org/)¹ para converter o JSON retornado em um *Plain Old Java Objects* (POJO).

Após, foi utilizado o *framework* Hibernate (IVERSON, 2004) para a criação do banco de dados e para a persistência dos dados. O Hibernate é um *framework* de mapeamento objeto-relacional que tem como objetivo representar tabelas do banco de dados através de classes, ou seja, esse *framework* tem como principal característica a transformação das classes em Java para tabelas em um banco de dados relacional. No caso deste trabalho, ele é responsável pela criação das tabelas *RedditPost* e *RedditThread*, relacionadas, respectivamente, com os comentários e o tópico em questão.

3.3 Tópicos Seleccionados

Para análise de sentimentos e para comparação dos resultados obtidos, foram selecionados 15 tópicos, sendo que esses tópicos são os que apresentam o maior número de comentários no último ano. Destaca-se que os 15 tópicos encontram-se distribuídos em diferentes assuntos, que são: cenário político nacional, cenário político internacional e tópicos diversos:

No que diz respeito a tópicos relacionados com ao cenário político nacional, os tópicos escolhidos foram:

- *Brazil Seeks To Copy U.S. Gun Culture “to allow embattled citizens the right to defend themselves from criminals”*: esse tópico encontra-se disponível em https://www.reddit.com/r/worldnews/comments/36ny58/brazil_blogger_known_for_reporting_on_corruption/ e refere-se a intenção do Brasil em adotar a cultura de porte de armas dos Estados Unidos da América.
- *Brazil descends into chaos as Olympics looms*: esse tópico encontra-se disponível em https://www.reddit.com/r/worldnews/comments/4bqcc3/brazil_descends_into_chaos_as_olympics_looms/ e refere-se ao caos ocorrido nas Olimpíadas de 2016 que foram realizadas no Brasil.
- *Plane carrying Brazil Supreme Court judge crashes into sea*: esse tópico encontra-se disponível em https://www.reddit.com/r/worldnews/comments/5oyz3b/plane_

¹ <http://www.jsonschema2pojo.org/> - O *website* [jsonschema2pojo](http://www.jsonschema2pojo.org/) tem como objetivo a conversão de um esquema JSON em *Plain Old Java Objects* (*Plain Old Java Objects* (POJO)), permitindo o *download* da classe para a utilização.

[carrying_brazil_supreme_court_judge_crashes/](#)> e refere-se a queda do avião no qual o ministro Teori Zavascki estava a bordo.

- *Brazil passes Internet governance Bill: Brazil has made history with the approval of a post-Snowden Bill which sets out principles, rights and guarantees for Internet users.*: esse tópico encontra-se disponível em https://www.reddit.com/r/worldnews/comments/21f3as/brazil_passes_internet_governance_bill_brazil_has/ e refere-se a aprovação do Marco Civil da Internet.
- *FIFA generated more than \$4 billion in sales from the 2014 World Cup, and is Giving Brazil \$100 Million After The Country Spent \$15 Billion On The World Cup*: esse tópico encontra-se disponível em https://www.reddit.com/r/worldnews/comments/2t65ql/fifa_generated_more_than_4_billion_in_sales_from/ e refere-se a diferença entre o que foi gasto e o que foi arrecadado pelo Brasil na Copa do Mundo de 2014.

Já os tópicos escolhidos que se referem a política internacional são:

- *2.6 terabyte leak of Panamanian shell company data reveals "how a global industry led by major banks, legal firms, and asset management companies secretly manages the estates of politicians, Fifa officials, fraudsters and drug smugglers, celebrities and professional athletes."*: esse tópico encontra-se disponível em https://www.reddit.com/r/worldnews/comments/4d75i7/26_terabyte_leak_of_panamanian_shell_company_data/ e se refere ao vazamento dos documentos confidenciais de uma sociedade de advogados panamenha. Esses documentos apresentam informações detalhadas de empresas localizadas em paraísos fiscais.
- *Fidel Castro is dead at 90.*: esse tópico encontra-se disponível em https://www.reddit.com/r/worldnews/comments/5exz2e/fidel_castro_is_dead_at_90/ e se refere a morte do presidente de Cuba, Fidel Castro.
- *Donald Trump to strip all funding from State Dept team promoting women's rights around the world - Leaked plan comes as First Daughter Ivanka defends her father's record with women*: esse tópico encontra-se disponível em https://www.reddit.com/r/worldnews/comments/67ivae/donald_trump_to_strip_all_funding_from_state_dept/ e refere-se a decisão do presidente dos Estados Unidos da América, Donald Trump, em remover fundos de promoção ao direito das mulheres.
- *Manchester Arena 'explosions': Two loud bangs heard at MEN Arena*: esse tópico encontra-se disponível em https://www.reddit.com/r/worldnews/comments/6cqdye/manchester_arena_explosions_two_loud_bangs_heard/ e refere-se ao

atentado terrorista ocorrido na Manchester Arena (Inglaterra) em 23 de Maio de 2017.

- *Sweden asks the U.S. to explain Trump comment on Sweden*: esse tópico encontra-se disponível em <https://www.reddit.com/r/worldnews/comments/5uzetf/sweden_asks_the_us_to_explain_trump_comment_on/> e se refere aos comentários feitos do presidente dos Estados Unidos da América, Donald Trump, sobre a Suécia.
- *“Canada will welcome you,” Trudeau invites refugees as Trump bans them*: esse tópico encontra-se disponível em <https://www.reddit.com/r/worldnews/comments/5qqa51/canada_will_welcome_you_trudeau_invites_refugees/> e refere-se a declaração do primeiro ministro canadense sobre decisão de receber refugiados. Neste declaração, o primeiro ministro canadense afirma que os refugiados serão bem-vindos no Canadá.

Por fim, os tópicos seleccionados que abordam assuntos diversos foram:

- *I’m Bill Gates, co-chair of the Bill & Melinda Gates Foundation. Ask Me Anything.*: esse tópico encontra-se disponível em <https://www.reddit.com/r/IAmA/comments/5whpqs/im_bill_gates_cochair_of_the_bill_melinda_gates/> e apresenta as respostas de perguntas que foram feitas ao fundador da Microsoft, Bill Gates.
- *Hey, it’s Lars from Metallica. AMA*: esse tópico encontra-se disponível em <https://www.reddit.com/r/IAmA/comments/1wl9ic/hey_its_lars_from_metallica_ama/>. Esse tópico apresenta as respostas de perguntas que foram realizadas ao vocalista da banda de rock Metallica, James Hetfield.
- *I’m the CEO of Renault and Nissan and we’re making autonomous driving vehicles happen by 2020. Ask me anything!*: esse tópico encontra-se disponível em <https://www.reddit.com/r/IAmA/comments/2s7obx/im_the_ceo_of_renault_and_nissan_and_were_making/> e refere-se as respostas às perguntas realizadas ao diretor executivo da Renault e Nissan, Carlos Ghosn.
- *I am Julian Assange founder of WikiLeaks – Ask Me Anything*: esse tópico encontra-se disponível em <https://www.reddit.com/r/IAmA/comments/5n58sm/i_am_julian_assange_founder_of_wikileaks_ask_me/> e refere-se as respostas às perguntas realizadas ao Julian Assange, fundador do *WikiLeaks*.

Destaca-se que para a criação da base de dados, somente foram extraídos comentários em resposta ao tópico em questão, comentários em resposta a outros comentários foram desconsiderados, uma vez que esses podem não estar diretamente relacionados ao tópico em questão, tornando inválida ou prejudicando a análise de sentimento.

4 Conclusão Parcial

A **NLP** tem como objetivo a análise de linguagem natural, seja essa escrita ou falada. Dentre diversas tarefas que ela executa, tem-se a análise de sentimentos, a qual recebeu destaque nos últimos anos devido ao fato das pessoas cada vez se comunicarem através de redes sociais, gerando um grande volume de dados. A análise e quantificação da opinião expressa por esses dados, seja por fins políticos, comerciais ou quaisquer outros, se torna difícil devido a essa grande quantidade de dados.

Observou-se que os métodos mais utilizados para análise de sentimentos são o Método de Naive Bayes (estatístico) e o Método de **VADER** (simbólico). Dentre estes, optou-se pela utilização do método de **VADER**, uma vez que de acordo com a literatura, esse apresenta um desempenho superior ao método de Naive Bayes. De fato, esse mostrou-se superior na análise de sentimentos nas avaliações de produtos da Amazon, editoriais do New York Times e mais importante, na análise de *Tweets* da rede social Twitter (**PÅLSSON; SZERSZEN, 2016**). A justificativa para isso, se dá ao fato de métodos estatísticos necessitarem de um *training set* especializado para obter resultados similares ou superiores aos métodos simbólicos.

Além disso, optou-se pela utilização do método de **VADER**, devido ao fato deste não necessitar da criação de um *training set* específico para a análise de sentimentos. A necessidade da criação de um *training set* específico para cada tema inviabilizaria o desenvolvimento deste trabalho, uma vez que neste serão analisados 15 tópicos com temas distintos. Para implementação do método **VADER** optou-se pela biblioteca **NLTK**. A utilização da biblioteca **NLTK** permitirá a utilização futura de outros métodos de **NLP**, bem como um estudo da performance do Método de **VADER** e esses outros métodos.

Por fim, se fez necessária a criação de uma base de dados para armazenar os tópicos e os comentários disponibilizados pela rede social Reddit. Para isso, foi desenvolvido um *crawler* (robô) que é responsável por extrair os comentários relacionados a um tópico na rede social Reddit e armazenar em um banco de dados MySQL. Esse robô foi desenvolvido na linguagem Java e utiliza a API da rede social Reddit para extrair as informações de um tópico. Após, ele utiliza o *framework* Hibernate para armazenar os dados extraídos na base de dados MySQL.

Na segunda etapa deste trabalho, será utilizado o *framework* **NLTK** para efetuar a análise de sentimento sobre a base de dados criada. Essa análise tem como principal objetivo identificar padrões de sentimentos entre usuários e comunidades da rede Reddit.

4.1 Atividades e Cronograma

Na Tabela 6 tem-se o cronograma das atividades realizadas durante o TCC I. Como pode ser observado, todas as tarefas programadas foram realizadas.

1. Estudo de algoritmos para o processamento de texto e também análise de sentimentos.
2. Análise das ferramentas já existentes.
3. Análise da API do Reddit.
4. Construção de um software para extração dos dados da API.
5. Extração e criação da base de dados.
6. Redação da monografia TCC I.
7. Apresentação TCC I.

	Mar	Abr	Mai	Jun	Jul
1					
2					
3					
4					
5					
6					
7					

Tabela 6 – Cronograma do TCC I.

Já na Tabela 7 tem-se as atividades a serem desenvolvidas no TCC II:

1. Implementação do software de Processamento de Linguagem Natural para a análise de sentimentos na base de dados criada.
2. Análise dos resultados obtidos.
3. Redação da monografia TCC II.
4. Apresentação do TCC II.

	Ago	Set	Out	Nov	Dez
1					
2					
3					
4					

Tabela 7 – Cronograma do TCC II.

Referências

- Alexa. *Alexa Top 500 Global Sites*. 2017. <Disponível em: <http://www.alexa.com/topsites/>>. Acesso em: 27 de Fevereiro de 2017. Citado na página 25.
- BERGER, A. L.; PIETRA, V. J. D.; PIETRA, S. A. D. A maximum entropy approach to natural language processing. *Comput. Linguist.*, MIT Press, Cambridge, MA, USA, v. 22, n. 1, p. 39–71, mar. 1996. ISSN 0891-2017. Disponível em: <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=234285.234289>. Citado na página 17.
- BRILL, E. A simple rule-based part of speech tagger. In: *Proceedings of the Third Conference on Applied Natural Language Processing*. Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics, 1992. (ANLC '92), p. 152–155. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.3115/974499.974526>. Citado na página 10.
- ESULI, A.; SEBASTIANI, F. Sentiwordnet: A publicly available lexical resource for opinion mining. In: *In Proceedings of the 5th Conference on Language Resources and Evaluation (LREC'06)*. [s.n.], 2006. p. 417–422. Disponível em: <http://www.lrec-conf.org/proceedings/lrec2006/summaries/2006-04-17-18-ESULI-SEBASTIANI.pdf>. Citado na página 23.
- HANCOX, P. J. *A brief history of Natural Language Processing*. 2017. <Disponível em: http://www.cs.bham.ac.uk/~pjh/sem1a5/pt1/pt1_history.html>. Acesso em: 02 de Abril de 2017. Citado na página 9.
- HEARST, M. A. Support vector machines. *IEEE Intelligent Systems*, IEEE Educational Activities Department, Piscataway, NJ, USA, v. 13, n. 4, p. 18–28, jul. 1998. ISSN 1541-1672. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1109/5254.708428>. Citado na página 17.
- HUTTO, C. J.; GILBERT, E. Vader: A parsimonious rule-based model for sentiment analysis of social media text. In: ADAR, E. et al. (Ed.). *ICWSM*. The AAAI Press, 2014. ISBN 978-1-57735-659-2. Disponível em: <http://dblp.uni-trier.de/db/conf/icwsm/icwsm2014.html#HuttoG14>. Citado 2 vezes nas páginas 20 e 22.
- IVERSON, W. *Hibernate: A J2EE(TM) Developer's Guide*. [S.l.]: Addison-Wesley Professional, 2004. ISBN 0321268199. Citado na página 27.
- LOPER, E.; BIRD, S. Nltk: The natural language toolkit. In: *Proceedings of the ACL-02 Workshop on Effective Tools and Methodologies for Teaching Natural Language Processing and Computational Linguistics - Volume 1*. Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics, 2002. (ETMTNLP '02), p. 63–70. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.3115/1118108.1118117>. Citado na página 23.
- MANNING, C. D.; RAGHAVAN, P.; SCHÜTZE, H. *Introduction to Information Retrieval*. New York, NY, USA: Cambridge University Press, 2008. ISBN 0521865719, 9780521865715. Citado na página 19.
- MANNING, C. D.; SCHÜTZE, H. *Foundations of Statistical Natural Language Processing*. [S.l.]: MIT Press, 1999. Citado 3 vezes nas páginas 9, 12 e 18.

- Natural Language Toolkit. *Natural Language Toolkit*. 2017. <Disponível em: <http://www.nltk.org/>>. Acesso em: 27 de Fevereiro de 2017. Citado na página 23.
- PANG, B.; LEE, L.; VAITHYANATHAN, S. Thumbs up?: Sentiment classification using machine learning techniques. In: *Proceedings of the ACL-02 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing - Volume 10*. Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics, 2002. (EMNLP '02), p. 79–86. Disponível em: <https://doi.org/10.3115/1118693.1118704>. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 23.
- PÅLSSON, A.; SZERSZEN, D. *Sentiment Classification in Social Media: An Analysis of Methods and the Impact of Emoticon Removal (Dissertation)*. 2016. Citado 2 vezes nas páginas 22 e 31.
- ROSSUM, G. *Python Reference Manual*. Amsterdam, The Netherlands, The Netherlands, 1995. Citado na página 23.
- SHANNON, C. E.; WEAVER, W. A mathematical theory of communication. *The Bell System Technical Journal*, v. 27, p. 379–423, 623–656, July, October 1948. Citado na página 10.
- WIDENIUS, M.; AXMARK, D. *Mysql Reference Manual*. 1st. ed. Sebastopol, CA, USA: O'Reilly & Associates, Inc., 2002. ISBN 0596002653. Citado na página 26.