

Ovídio José Francisco

**Aplicação de técnicas de Recuperação de  
Informação para Organização e Extração de  
Históricos de Decisões de Documentos de  
Reuniões**

**Sorocaba, SP**

**20 de fevereiro de 2018**



# Lista de símbolos

$\oplus$

operador NXOR, recebe dois argumentos lógicos e retorna verdadeiro se e somente se os argumentos forem iguais



# Sumário

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>5</b>
<b>2</b>	<b>CONCEITUAÇÃO TEÓRICA</b>	<b>7</b>
<b>2.1</b>	<b>Conceitos Básicos</b>	<b>7</b>
<b>2.2</b>	<b>Representação de Textos</b>	<b>7</b>
2.2.1	<i>Bag Of Words</i>	7
2.2.2	Medidas de Proximidade	8
<b>2.3</b>	<b>Recuperação de Informação</b>	<b>8</b>
2.3.1	Modelos de Recuperação de Informação	9
2.3.1.1	Modelo Booleano	9
2.3.1.2	Modelo Vetorial	9
2.3.1.3	Modelo Probabilístico	11
<b>2.4</b>	<b>Segmentação Textual</b>	<b>12</b>
2.4.1	Medidas de Avaliação em Segmentação Textual	19
<b>3</b>	<b>SISTEMA PROPOSTO</b>	<b>23</b>
	<b>Referências</b>	<b>25</b>



# 1 Introdução





## 2 Conceituação Teórica

A popularidade dos computadores permite a criação e compartilhamento de textos onde a quantidade de informação facilmente extrapola a capacidade de humana de leitura e análise de coleções de documentos, estejam eles disponíveis na Internet ou em computadores pessoais. A necessidade de simplificar e organizar grandes coleções de documentos criou uma demanda por modelos de aprendizado de máquina para extração de conhecimento em bases textuais. Para esse fim, foram desenvolvidas técnicas para descobrir, extrair e agrupar textos de grandes coleções, entre essas, a modelagem de tópicos (HOFMANN, 1999; DEERWESTER et al., 1990; LEE; SEUNG, 1999; BLEI, 2012).

### 2.1 Conceitos Básicos

### 2.2 Representação de Textos

Uma das formas mais comuns para que a grande maioria dos algoritmos de aprendizado de máquina possa extrair padrões das coleções de textos é a representação no formato matricial conhecido como Modelo Espaço Vetorial (*Vectorial Space Model* - VSM) (REZENDE, 2003), onde os documentos são representados como vetores em um espaço Euclidiano  $T$ -dimensional em que cada termo extraído da coleção é representado por uma dimensão. Assim, cada componente de um vetor expressa a relação entre os documentos e as palavras. Essa estrutura é conhecida como *document-term matrix* ou matriz documento-termo. Uma das formas mais populares para representação de textos é conhecida como *Bag Of Words* a qual é detalhada a seguir.

#### 2.2.1 *Bag Of Words*

Nessa representação, cada termo é transformado em um atributo (*feature*) (REZENDE, 2003), em que  $a_{ij}$  é o peso do termo  $j$  no documento  $i$  e indica a sua relevância dentro da base de documentos. As medidas mais tradicionais para o cálculo desses pesos são a binária, onde o termo recebe o valor 1 se ocorre em determinado documento ou 0 caso contrário; *document frequency*, que é o número de documentos no qual um termo ocorre; *term frequency* -  $tf$ , atribui-se ao peso a frequência do termo dentro de um determinado documento; *term frequency-inverse document frequency*,  $tf-idf$ , pondera a frequência do termo pelo inverso do número de documentos da coleção em que o termo ocorre. Essa representação é mostrada pela Tabela 1.

Essa forma de representação sintetiza a base de documentos em um contêiner de

	$t_1$	$t_2$	$t_j$	$\dots$	$t_n$
$d_1$	$a_{11}$	$a_{12}$	$a_{1j}$	$\dots$	$a_{1n}$
$d_2$	$a_{21}$	$a_{22}$	$a_{2j}$	$\dots$	$a_{2n}$
$d_i$	$a_{i1}$	$a_{i2}$	$a_{ij}$	$\dots$	$a_{in}$
$\dots$	$\dots$	$\dots$	$\dots$	$\dots$	$\dots$
$d_m$	$a_{m1}$	$a_{m2}$	$a_{mj}$	$\dots$	$a_{mn}$

Tabela 1 – Coleção de documentos na representação *bag-of-words*

palavras, ignorando a ordem em que ocorrem, bem como pontuações e outros detalhes, preservando apenas o peso de determinada palavra nos documentos. É uma simplificação de toda diversidade de informações contidas na base de documentos sem o propósito de ser uma representação fiel do documento, mas oferecer a relação entre as palavras e os documentos a qual é suficiente para a maioria dos métodos de aprendizado de máquina (REZENDE, 2003).

### 2.2.2 Medidas de Proximidade

No modelo espaço vetorial, a similaridade entre um documentos  $x$  e  $y$  é calculada pela correlação entre os vetores  $\vec{x}$  e  $\vec{y}$ , a qual pode ser medida pelo cosseno do ângulo entre esses vetores. Dados dois documentos  $x = (x_1, x_1, \dots, x_t)$  e  $y = (y_1, y_1, \dots, y_t)$ , calcula-se:

$$\text{cosseno}(x, y) = \frac{\vec{x} \bullet \vec{y}}{|\vec{x}| \times |\vec{y}|} = \frac{\sum_{i=1}^t x_i \cdot y_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^t x_i^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^t y_i^2}} \quad (2.1)$$

Valores de cosseno próximos a 0 indicam um ângulo próximo a 90° entre  $\vec{x}$  e  $\vec{y}$ , ou seja, o documento  $x$  compartilha poucos termos com a consulta  $y$ , enquanto valores próximos a 1 indicam um ângulo próximo a 0°, ou seja,  $x$  e  $y$  compartilham termos e são similares (TAN; STEINBACH; KUMAR, 2005; FELDMAN; SANGER, 2006).

## 2.3 Recuperação de Informação

Devido à popularização dos computadores e à grande disponibilidade de documentos em formato digital, em especial na Web a área da Recuperação de Informação (RI) tem recebido atenção de pesquisadores nas últimas décadas. Recuperação de informação é área da computação que envolve a aplicação de métodos computacionais no tratamento e busca de informação em bases de dados não estruturados, usualmente grandes coleções de documentos textuais armazenados em dispositivos eletrônicos. De fato, não há dados completamente não estruturados ao se considerar a estrutura linguística latente em documentos textuais. O termo 'não estruturado' se refere a dados que oferecem uma estrutura claramente estruturada para sistemas computadorizados, a exemplo de documentos textuais (MANNING; RAGHAVAN; SCHÜTZE, 2008).

A tarefa central da recuperação de informação é encontrar informações de interesse dos usuários e exibi-las. A principal ferramenta empregada nesse problema é o desenvolvimento de sistemas de recuperação de informação (SRI). Nesses sistemas o usuário expressa sua necessidade por meio da formulação de uma consulta, usualmente composta por um conjunto de palavras-chave. Então, o sistema apresenta os resultados da busca, frequentemente documentos, em ordem de relevância com a consulta.

### 2.3.1 Modelos de Recuperação de Informação

Um modelo de recuperação de informação deve criar representações de documentos e consultas a fim de prever a necessidade expressa nos termos da consulta. Com base na entrada do usuário esses modelos buscam por documentos similares aos termos da consulta. Segue abaixo a descrição dos três modelos clássicos para recuperação de informação.

#### 2.3.1.1 Modelo Booleano

O modelo booleano ou modelo lógico foi um dos primeiros modelos aplicados a recuperação de informação sendo utilizado a partir de 1960. Nesse modelo uma consulta é considerada uma sequência de termos conectados por operadores lógicos como AND, OR e NOT. Como resultado, classifica cada documento como relevante ou não relevante à consulta, sem gradação de relevância. Esses operadores lógicos podem ser manipulados por usuários com algum conhecimento em álgebra booleana para aumentar a quantidade de resultados ou restringi-la.

Esse modelo apresenta como principal desvantagem a impossibilidade de ordenação dos resultados por relevância, uma vez que para muitos sistemas de RI o *ranking* dos resultados é uma característica essencial, principalmente em grandes bases de dados.

As vantagens desse modelo são a facilidade de implementação e a possibilidade de usuários experientes usarem os operadores lógicos como uma forma de controle sobre os resultados da busca. Por outro lado, para usuários inexperientes isso pode ser considerado uma desvantagem, uma vez que o uso de expressões lógicas não é intuitivo. Apesar dos problemas apresentados, visto sua simplicidade, esse modelo foi largamente utilizado em sistemas comerciais.

#### 2.3.1.2 Modelo Vetorial

Uma das formas mais comuns para representação textual é conhecida como Modelo Espaço Vetorial (*Vectorial Space Model* - VSM) (REZENDE, 2003), onde os documentos e consultas são representados como vetores em um espaço Euclidiano  $t$ -dimensional em que cada termo extraído da coleção é representado por uma dimensão. Considera-se que um documento pode ser representado pelo seu conjunto de termos, onde cada termo  $k_i$  de

um documento  $d_j$  associa-se um peso  $w_{ij} \geq 0$  que indica a importância desse termo no documento. De forma similar, para uma consulta  $q$ , associa-se um peso  $w_{i,q}$  ao par termo consulta que representa a similaridade entre a necessidade do usuário e o termo  $k_i$ . Assim o vetor associado ao documento  $d_j$  é dado por  $\vec{d}_j = (w_{1,j}, w_{2,j}, \dots, w_{t,j})$ . De forma similar, o vetor associado a consulta  $q$  é dado por  $\vec{q} = (w_{1,q}, w_{2,q}, \dots, w_{t,q})$ .

No modelo vetorial, a similaridade entre um documento  $d_j$  e uma consulta  $q$  é calculada pela correlação entre os vetores  $\vec{d}_j$  e  $\vec{q}$ , a qual pode ser medida pelo cosseno (Equação 2.1) do ângulo entre esses vetores, conforme já mostrado na Seção 2.2.2.

Avaliar a relevância de um documento sob uma consulta é fundamental para os modelos de RI. Para isso pode-se utilizar medidas estatísticas simples como a frequência do termo, conhecida como TF (do inglês *Term Frequency*) e a frequência de documentos, conhecida como DF (do inglês *Document Frequency*). A frequência do termo indica o número de vezes que um termo ocorre na coleção de documentos. A frequência de documentos, indica o número de documentos que contém ao menos uma ocorrência de um determinado termo. Considera-se que os termos que ocorrem frequentemente em muitos documentos, em geral, não trazem informações úteis para discriminar a relevância dos documentos, então, a fim de diminuir o peso de termos altamente frequentes, usa-se o fator IDF (*Inverted Document Frequency*), que é o inverso da número de documentos que contem um termo. O IDF é a medida de informação que um termo fornece com base em quão raro ou comum esse termo é para a coleção. Seja  $N$  o número de documentos de uma coleção e  $n_i$  o número de documentos onde o termo  $k_i$  ocorre, o cálculo de IDF é dado por:

$$IDF(k_i) = \log \frac{N}{n_i} \quad (2.2)$$

Entre as medidas mais populares para ranqueamento de buscas está a TF-IDF (*Term Frequency-Inverted Document Frequency*) que pondera a frequência de um termo em um documento com sua frequência na coleção total de documentos. Assim, a relevância de um termo para um documento é dada por:

$$w_{i,j} = freq_{i,j} \cdot IDF(k_i) \quad (2.3)$$

Onde  $freq_{i,j}$  é a frequência do termo  $k_i$  no documento  $d_j$ . A medida TF-IDF atribui valores altos para termos que ocorrem frequentemente em um documentos, e valores menores para termos que ocorrem poucas vezes em um documento ou em muitos documentos da coleção. A ideia da medida tf.idf é quantificar a importância de um termo em um documento com base em sua frequência no próprio documento e sua distribuição ao longo da coleção de documentos (CROFT; METZLER; STROHMAN, 2009; SALTON; BUCKLEY, 1988; SHAMSINEJADBABKI; SARAEE, 2012; SALTON; ALLAN, 1994).

Uma vez que o sistema calcula os graus de similaridade entre os documentos e a busca por meio da equação ??, é possível ranquear os resultados por ordem de relevância. Além disso, sua relativa simplicidade e flexibilidade, favorecem a aplicação desse modelo em sistemas de recuperação de informação (TAN; STEINBACH; KUMAR, 2005; CROFT; METZLER; STROHMAN, 2009; MANNING; RAGHAVAN; SCHÜTZE, 2008).

### 2.3.1.3 Modelo Probabilístico

O modelo probabilístico é baseado no princípio da ordenação probabilística (*Probability Ranking Principle*) onde dada uma consulta  $q$  e um documento  $d_j$  relevante a  $q$ , o modelo tenta estimar a probabilidade do usuário encontrar o documento  $d_j$ . O modelo assume que para uma consulta  $q$  há um conjunto de documentos  $R_q$  que contém exatamente os documentos relevantes e nenhum outro, sendo este um conjunto resposta ideal que maximiza a probabilidade do usuário encontrar um documento  $d_j$  relevante a  $q$ .

Seja  $\overline{R_q}$  o complemento de  $R$  de forma que  $\overline{R_q}$  contém todos os documentos não relevantes à consulta  $q$ . Seja  $P(R_q|d_j)$  a probabilidade do documento  $d_j$  ser relevante à consulta  $q$  e  $P(\overline{R_q}|d_j)$  a probabilidade de  $d_j$  não ser relevante à  $q$ . A similaridade entre um documento  $d_j$  e uma consulta  $q$  é definida por:

$$sim(d_j, q) = \frac{P(R_q|d_j)}{P(\overline{R_q}|d_j)} \quad (2.4)$$

A fim de obter-se uma estimativa numérica das probabilidades, o modelo assume o documento como uma combinação de palavras e seus pesos aos quais atribui-se valores binários que indicam a presença ou ausência de um termo, isto é,  $w_{ij} \in \{0, 1\}$  e  $w_{iq} \in \{0, 1\}$ . Seja  $p_i = P(k_i|R_q)$  a probabilidade do termo  $k_i$  ocorrer em um documento relevante à consulta  $q$ , e  $s_i = P(k_i|\overline{R_q})$  a probabilidade do termo  $k_i$  estar presente em um documento não relevante. Então, pode-se calcular:

$$sim(d_j, q) = \prod_{i:d_i=1} \frac{p_i}{s_i} \cdot \prod_{i:d_i=0} \frac{1-p_i}{1-s_i} \quad (2.5)$$

, onde  $\prod_{i:d_i=1}$  significa o produto dos termos com valor 1.

O modelo também supõe que os termos ocorrem independentemente no documento, ou seja, a ocorrência de um termo não influencia a ocorrência de outro. Partindo dessas suposições, a Equação 2.5 passa por transformações que incluem aplicação da regra de Bayes e simplificações matemáticas, e chega-se a Equação 2.6 conhecida como equação de Robertson-Spark Jones a qual é considerada a expressão clássica para ranqueamento no modelo probabilístico. Detalhes da dedução dessa equação podem ser encontradas

em (CROFT; METZLER; STROHMAN, 2009; MANNING; RAGHAVAN; SCHÜTZE, 2008; RIJSBERGEN, 1979).

$$\text{sim}(d_j, q) = \sum_{i=1}^t w_{i,j} \cdot w_{i,q} \cdot \sigma_{i/R} \quad (2.6)$$

, onde  $t$  é o número total de termos da coleção e

$$\sigma_{i/R} = \log \frac{p_i}{1 - p_i} + \log \frac{1 - s_i}{s_i} \quad (2.7)$$

Esse modelo tem com principal desvantagem a necessidade de estimar a separação inicial entre  $R_q$  e  $\overline{R_q}$ , pois o não se conhece inicialmente o conjunto dos documentos relevantes a uma consulta, o qual deve ser aprimorado por meio de interações com o usuário. Além disso, o modelo não leva em consideração a frequência dos termos na indexação do documento. Apresenta como vantagem a característica de atribuir probabilidades as similaridades entre documentos e consultas, o que permite ranquear dos resultados por ordem de relevância.

## 2.4 Segmentação Textual

A tarefa de segmentação textual consiste em dividir um texto em partes ou segmentos que contenham um significado relativamente independente. Em outras palavras, é identificar as posições nas quais há uma mudança significativa de assuntos. As técnicas de segmentação textual consideram um texto como uma sequência linear de unidades de informação que podem ser, por exemplo, cada termo presente no texto, os parágrafos ou as sentenças. Cada unidade de informação é um elemento do texto que não será dividido no processo de segmentação e cada ponto entre duas unidades é considerado um candidato a limite entre segmentos. Nesse sentido, um segmento pode ser visto como uma sucessão de unidades de informação que compartilham o mesmo assunto.

Os primeiros trabalhos dessa área se apoiam na ideia de que a mudança de assunto em um texto é acompanhada de uma proporcional mudança de vocabulário. Essa ideia, chamada de coesão léxica, sugere que a distribuição das palavras é um forte indicador da estrutura do texto, e demonstrou-se que há uma estreita correlação entre quedas na coesão léxica em janelas de texto e a transição de assuntos (KOZIMA, 1993). Em seu trabalho, Kozima calculou a coesão léxica de uma janela de palavras usando *spreading activation* em uma rede semântica especialmente elaborada para o idioma Inglês. Contudo, a implementação de um algoritmo para outros domínios depende da construção de uma rede adequada.

O conceito de coesão léxica permite a aplicação da técnica de janelas deslizantes para encontrar os segmentos de um texto, em que se verifica a frequência dos termos em um fragmento do documento. Inicialmente, estabelece-se a partir do início do texto, um intervalo de  $t$  termos, chamado janela que em seguida é deslocada em passos de  $k$  termos adiante até o final do texto. A cada passo, analisa-se os termos contidos na janela.

O conceito de coesão léxica motivou a elaboração dos primeiros algoritmos para segmentação textual, entre eles o *TextTiling*. O *TextTiling* baseia-se na ideia de que um segmento pode ser identificado pela análise dos termos que o compõe. Inicialmente, o *TextTiling* recebe uma lista de candidatos a limite entre segmentos, usualmente finais de parágrafo ou finais de sentença. Utilizando a técnica de janelas deslizantes, para cada posição candidata são construídos 2 blocos, um contendo as sentenças que a precedem e outro com as que a sucedem. O tamanho desses blocos é um parâmetro a ser fornecido ao algoritmo e determina o tamanho mínimo de um segmento. Esse processo é ilustrado na Figura 1.

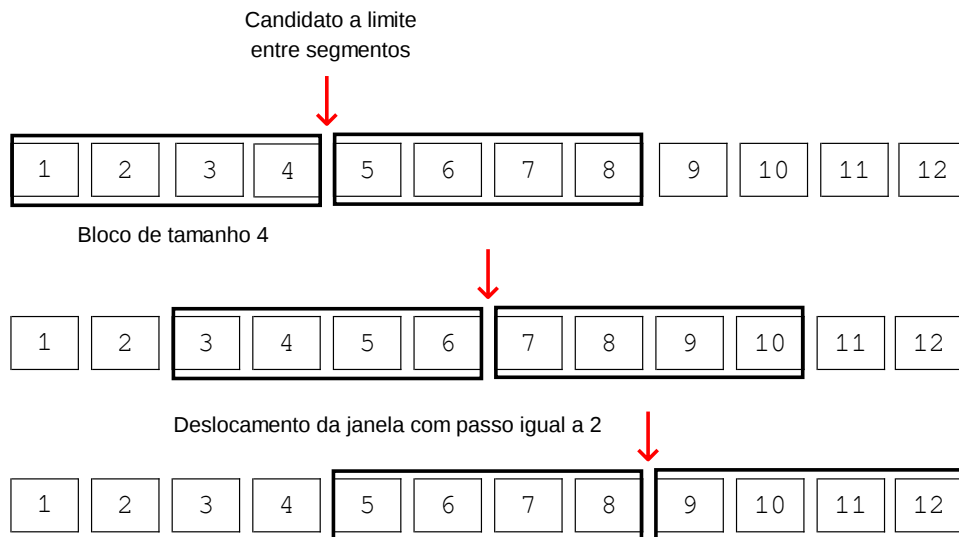


Figura 1 – Processo de deslocamento da janela deslizante. Os quadrados numerados representam as sentenças e os retângulos representam os blocos de texto a serem comparados. O deslocamento movimenta o candidato a limite e por consequência os blocos que o antecede e sucede.

Em seguida, os blocos de texto são representados por vetores que contém as frequências de suas palavras. Diferente da proposta de Kozima, o *TextTiling* utiliza cosseno (Equação 2.1) como medida para a similaridade entre os blocos adjacentes. Um limite ou transição entre segmentos é identificado sempre que a similaridade entre as unidades que antecedem e precedem o ponto candidato cai abaixo de um limiar, indicando uma diminuição da similaridade entre os blocos adjacentes. Ou seja, identifica-se uma transição entre segmentos pelos vales na curva de dissimilaridades. Para cada final de sentença representada por  $c_i$  atribui-se uma profundidade dada por  $(c_{i-1} - c_i) + (c_{i+1} - c_i)$  e será um

limite entre segmentos caso a profundidade exceda  $\bar{s} - \sigma$ , onde  $\bar{s}$  é a média da profundidade de todos os vales do documento e  $\sigma$ , o desvio padrão. Na Figura 2 é ilustrado a curva de dissimilaridade entre os blocos adjacentes.

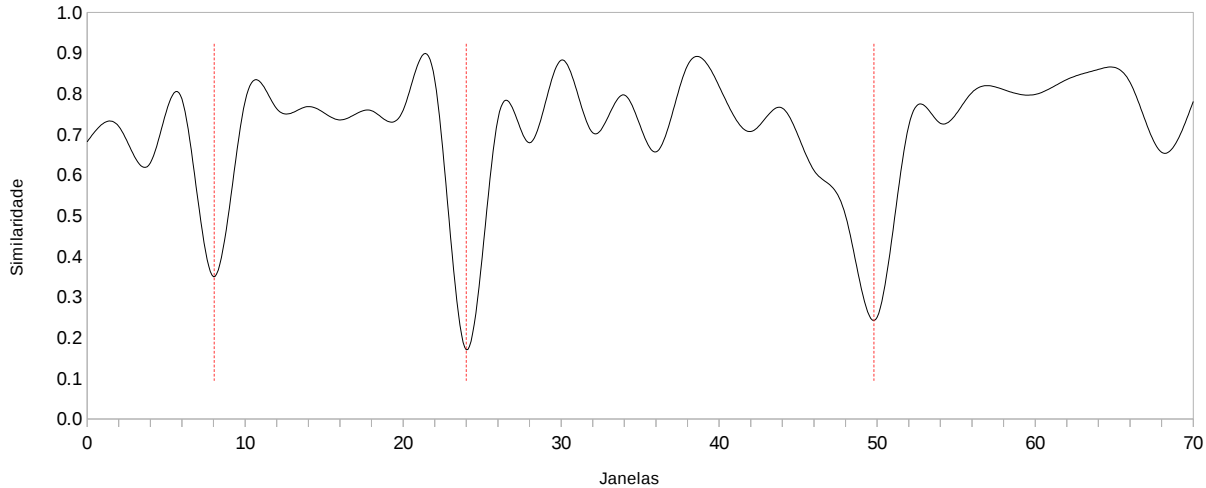


Figura 2 – Curva de dissimilaridades entre blocos de texto adjacentes. As linhas pontilhadas representam diminuições de similaridade que indicam limites entre segmentos.

O TextTiling apresenta como vantagens a facilidade de implementação e baixa complexidade computacional, favorecendo a implementação de trabalhos similares (NAILI; CHAIBI; GHEZALA, 2016; BOKAEI; SAMETI; LIU, 2015; CHAIBI; NAILI; SAMMOUD, 2014; KERN; GRANITZER, 2009; GALLEY et al., 2003), e sua utilização como base line em outros trabalhos (CARDOSO; PARDO; TABOADA, 2017; DIAS; ALVES; LOPES, 2007). Por outro lado, algoritmos mais complexos, como os baseados em matrizes de similaridade, apresentam acurácia relativamente superior como apresentado em (CHOI, 2000; KERN; GRANITZER, 2009; MISRA et al., 2009).

Outro algoritmo frequentemente referenciado na literatura é o C99 (CHOI, 2000) o qual é baseado em uma matriz de *ranking* das similaridades. A utilização de da coesão léxica pode não ser confiável para segmentos pequenos nessa abordagem, pois a ocorrência adicional de uma palavra pode causar certo impacto e alterar o cálculo da similaridade. Além disso, o estilo da escrita normalmente não é constante em todo o texto. Por exemplo, textos iniciais dedicados a introdução costumam apresentar menor coesão do que trechos dedicados a um tópico específico. Portanto, comparar a similaridade entre trechos de diferentes regiões não é apropriado. Devido a isso, as similaridades não podem ser comparadas em valores absolutos. Contorna-se esse problema fazendo uso de matrizes de similaridade para encontrar os segmentos de texto. Para isso, o C99 constrói uma matriz que contém as similaridades de todas as unidades de informação (normalmente sentenças ou parágrafos).

Na Figura 3 é mostrado um exemplo de uma matriz de similaridade onde a intensidade do ponto  $(i, j)$  representa a similaridade entre as sentenças  $i$  e  $j$ . Observa-se



que a matriz é simétrica, assim cada ponto na linha diagonal representa a similaridade quando  $i = j$  (ou seja, com a mesma sentença) e revela quadrados com maior concentração de pontos ao longo da diagonal. A concentração de pontos ao longo da diagonal indica porções de texto com maior coesão léxica.

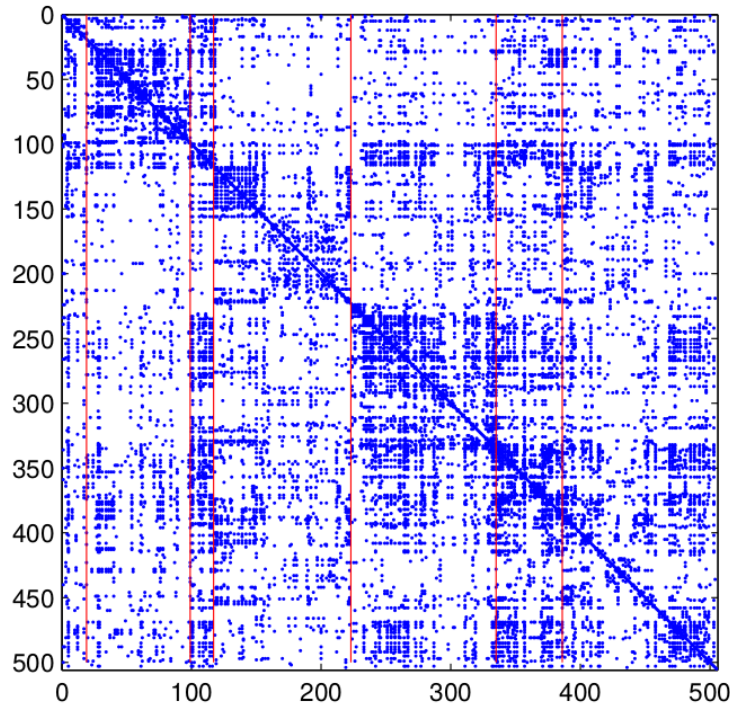


Figura 3 – *DotPlot* da similaridade entre sentenças onde as linha verticais representam segmentos reais (EISENSTEIN; BARZILAY, 2008).

Em seguida, cada valor na matriz de similaridade é substituído por seu *ranking* local. Para cada elemento da matriz, seu *ranking* será o número de elementos vizinhos com valor de similaridade menor que o seu. Assim, para cada elemento determina-se uma região quadrada de tamanho  $n$  em que o elemento em questão será comparado com  $n \times n - 1$  elementos vizinhos. Na Figura 2.4 é destacado um quadro  $3 \times 3$  de uma matriz. Tomando como exemplo o elemento com valor 0,5, a mesma posição na matriz de *rankings* terá o valor 4, pois esse é o número de vizinhos com valores inferiores a 0,5 dentro do quadro analisado na matriz de similaridades. Da mesma forma, na Figura 2.4 para o valor 0,2 a matriz de *rankings* conterá o valor 1 na mesma posição. Após a construção da matriz de *ranking* obtêm-se um maior contraste entre os pontos facilitando a detecção de limites quando a queda de similaridade entre sentenças é mais sutil.

Finalmente, com base na matriz de *ranking*, o C99 utiliza um método de *clustering* baseado no algoritmo *DotPlotting* (REYNAR, 1998) que usa regiões com maior densidade em uma matriz de similaridades para determinar como os segmentos estão distribuídos. Um segmento é definido por duas sentenças  $i$  e  $j$  que representam uma região quadrada ao longo da diagonal da matriz. Calcula-se a densidade dessa região como mostrado na

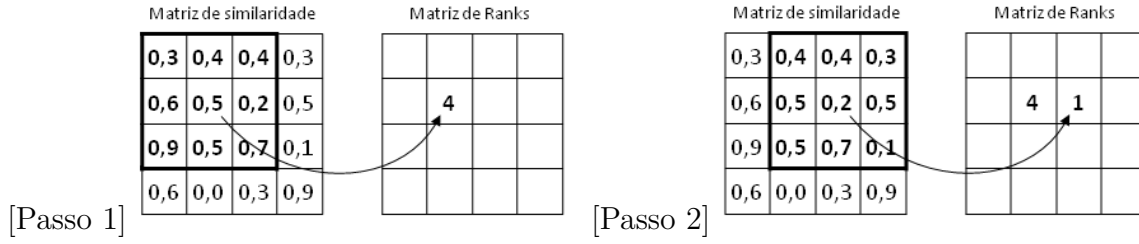


Figura 4 – Exemplo de construção de uma matriz de rankings.

Equação 2.8. Seja  $s_{i,j}$  a somatória dos *rankings* de um segmento e  $a_{i,j}$  sua área interior. Seja  $B = \{b_1, \dots, b_m\}$  a lista de  $m$  segmentos e  $s_k$  e  $a_k$  são a somatória dos valores dos rankings e a área de um segmento  $k$  em  $B$ . Então, a densidade é computada por:

$$D = \frac{\sum_{k=1}^m s_k}{\sum_{k=1}^m a_k} \quad (2.8)$$

O processo inicia com um único segmento formado por todas as sentenças do documento e o divide recursivamente em  $m$  segmentos. Cada passo divide um dos segmentos em  $B$  no ponto  $(i, j)$  que maximiza  $D$  (Equação 2.8). O processo se repete até atingir o número de segmentos desejados ou um limiar de similaridade.

Desenvolveu-se também abordagens probabilísticas para segmentação textual, por exemplo, o método proposto por (UTIYAMA; ISAHARA, 2001) encontra a segmentação por meio de um modelo estatístico. Dado um texto representado por um conjunto de palavras  $W = \{w_1, w_2, \dots, w_n\}$  e um conjunto de segmentos  $S = \{s_1, s_2, \dots, s_m\}$  que segmenta  $W$ , a probabilidade da segmentação  $S$  é dada por:

$$P(S|W) = \frac{P(W|S)P(S)}{P(W)} \quad (2.9)$$

Com isso, é possível encontrar a sequência de segmentos mais provável  $\hat{S} = \operatorname{argmax}_S P(W|S)P(S)$ . Nesse trabalho assume-se que os segmentos são estaticamente independentes entre si e as palavras nos segmentos são independentes dado o segmento que as contém. Essa simplificação permite decompor o termo  $P(W|S)$  em um produtório de ocorrência de das palavras dado um segmento.

$$P(W|S) = \prod_{i=1}^m \prod_{j=1}^n P(w_j^i | S_i) \quad (2.10)$$

Onde  $P(w_j^i | S_i)$  é a probabilidade da  $j$ -ésima palavra ocorrer no segmento  $S_i$  a qual é definida na Equação 2.11. Seja  $f_i(w_j)$  a frequência da  $j$ -ésima palavra no  $i$ -ésimo segmento,

$n_i$  é o número de palavras em  $S_i$  e  $k$  é o número de palavras diferentes em  $W$ . Calcula-se:

$$P(w_j^i|S_i) = \frac{f_i(w_j) + 1}{n_i + k} \quad (2.11)$$

A suposição de independência entre segmentos e as palavras neles contidas, não é verificada no mundo real. Para segmentos muito pequenos a estimativa das probabilidades das palavras pode ser afetada, além disso, o modelo não leva em conta a importância relativa das palavras (MALIOUTOV; BARZILAY, 2006).

Os métodos baseados em coesão léxica que utilizam métricas como cosseno quantificam a similaridade entre sentenças baseando-se apenas na frequência das palavras. Essa abordagem, ignora certas características do texto que podem dar pistas sobre a estrutura do texto. Por exemplo, frases como "Prosseguindo", "Dando continuidade", "Ao final da reunião" podem dar ajuda a detectar o início ou final de segmento. A fim de aproveitar esses indicadores, pode-se usar um framework bayesiano que permite incorporar fontes externas ao modelo. O método *BayesSeg* (EISENSTEIN; BARZILAY, 2008) aborda a coesão léxica em um contexto bayesiano onde as palavras de um segmento surgem de um modelo de linguagem multinomial o qual é associado a um assunto.

Essa abordagem é similar à métodos probabilísticos de extração de tópicos como o Latent Dirichlet Allocation (LDA) (BLEI; NG; JORDAN, 2003), com a diferença que ao invés de atribuir tópicos ocultos a cada palavra, esses são usados para segmentar o documento. Nesse sentido, detecta-se um limite entre sentenças quando a distribuição de tópicos entre elas for diferente. O *BayesSeg* baseia-se na ideia que alguns termos são usados em tópicos específicos enquanto outros são neutros em relação aos tópicos do documento e são usados para expressar uma estrutura do documento, ou seja, as "frases-pista" vem de um único modelo generativo. A fim de refletir essa ideia, o modelo é adaptado para influenciar a probabilidade da sentença de ser uma final ou início de segmento conforme a presença de "frases pista".

O *MinCutSeg* (MALIOUTOV; BARZILAY, 2006) aborda a segmentação textual como um problema de particionamento de grafo, em que cada nó representa uma sentença e os pesos das arestas representam a similaridade entre duas sentenças (Figura 5). Nessa abordagem, a segmentação textual corresponde ao particionamento do grafo que representa o texto.

Essa abordagem é inspirada no trabalho de (SHI; MALIK, 2000) que propõe um critério para particionamento de grafos chamado *normalized-cut criterion* inicialmente desenvolvido para segmentação de imagens estáticas a qual foi aproveitada a restrição de linearidade dos textos para segmentação textual.

Seja  $G = V, E$  um grafo ponderado, unidimensional em que  $V$  é o conjunto de vértices que correspondem às sentenças e  $E$  é o conjunto de arestas que correspondem

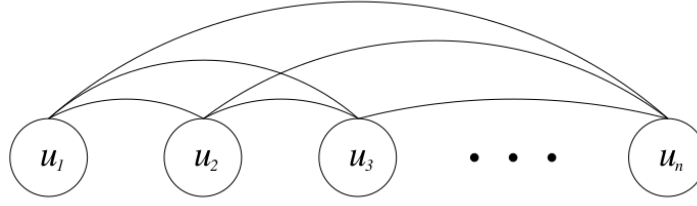


Figura 5 – Representação de texto baseada em grafo (MALIOUTOV; BARZILAY, 2006)

as similaridades entre as sentenças. Seja  $w(u, v)$  o valor de similaridade entre o par de vértices  $u$  e  $v$ . O *MinCutSeg* visa particionar  $G$  em dois grafos disjuntos  $A$  e  $B$  de modo a minimizar o corte definido pela somatória das arestas que ligam  $u$  à  $v$  (Equação 2.12):

$$corte(A, B) = \sum_{u \in A, v \in B} w(u, v) \quad (2.12)$$

Além de maximizar a diferença entre as partições  $A$  e  $B$ , é necessário que essas seja homogêneas em relação a similaridade de suas sentenças, conforme requerimento definido por (SHI; MALIK, 2000) em que o valor do corte deve ser normalizado pelo volume das partições dado por:

$$vol(A) = \sum_{u \in A, v \in V} w(u, v) \quad (2.13)$$

Em seguida, define-se o critério de corte normalizado (NCorte) como o resultado da normalização do corte pelo volume, conforme mostrado na Equação 2.14.

$$NCorte(A, B) = \frac{corte(A, B)}{vol(A)} + \frac{corte(A, B)}{vol(B)} \quad (2.14)$$

Uma vez que um texto normalmente é dividido em mais que dois segmentos, é necessário estender o modelo para atender a essa necessidade. Seja  $A_{1k}$  uma partição e  $V - A_k$  a diferença entre o grafo  $V$  e a partição  $k$ . O critério para múltiplos cortes normalizados é então estendido para:

$$NCorte_k(V) = \frac{corte(A_1, V - A_1)}{vol(A_1)} + \dots + \frac{corte(A_k, V - A_k)}{vol(A_k)} \quad (2.15)$$

A decomposição do modelo em uma somatória de termos individuais permite empregar técnicas de programação dinâmica para o problema de cortes multidirecionais em grafos. Mais detalhes da formulação dessa solução estão disponíveis em (MALIOUTOV; BARZILAY, 2006).

Embora o problema minimizar cortes normalizados em grafos seja um problema do tipo NP-Completo<sup>1</sup>, no contexto de segmentação textual esse problema é restrito a manter a linearidade dos vertices. A segmentação linear em um grafo implica que todos os vértices entre as extremidades esquerda e direitas de uma partição pertencem à essa partição, consequentemente o espaço de soluções possíveis é reduzido o que permite a execução do algoritmo em tempo polinomial.

### 2.4.1 Medidas de Avaliação em Segmentação Textual

As medidas de avaliação tradicionais como precisão e revocação permitem medir o desempenho de modelos de Recuperação de Informação e Aprendizado de Máquina por meio da comparação dos valores produzidos pelo modelo com os valores observados em uma referência. Usa-se uma tabela, chamada matriz de confusão, para visualizar o desempenho de um algoritmo. Na Tabela 2 é apresentada uma matriz de confusão para duas classes (Positivo e Negativo).

	Predição Positiva	Predição Negativa
Positivo real	VP (Verdadeiro Positivo)	FN (Falso Negativo)
Negativo real	FP (Falso Positivo)	VN (Verdadeiro Negativo)

Tabela 2 – Matriz de confusão.

No contexto de segmentação textual, um falso positivo é um limite identificado pelo algoritmo que não corresponde a nenhum limite na segmentação de referência, ou seja, o algoritmo indicou que em determinado ponto há uma quebra de segmento, mas na segmentação de referência, não há quebra no mesmo ponto. De maneira semelhante, um falso negativo é quando o algoritmo não identifica um limite existente na segmentação de referência, ou seja, em determinado ponto há, na segmentação de referência, um limite entre segmentos, contudo, o algoritmo não o identificou. Um verdadeiro positivo é um ponto no texto indicado pelo algoritmo e pela segmentação de referência como uma quebra de segmentos, ou seja, o algoritmo e a referência concordam que em determinado ponto há uma transição de assunto. Na avaliação de segmentadores, não há o conceito de verdadeiro negativo. Este seria um ponto no texto indicado pelo algoritmo e pela segmentação de referência onde não há uma quebra de segmentos. Uma vez que os algoritmos apenas indicam onde há um limite, essa medida não é necessária.

Nesse sentido, a precisão indica a proporção de limites corretamente identificados pelo algoritmo, ou seja, correspondem a um limite real na segmentação de referência. Porém, não diz nada sobre quantos limites reais existem. É calculada dividindo-se o

<sup>1</sup> NP-Completo configura um tipo de problema para o qual não se conhece uma solução determinística que possa ser computada em tempo polinomial. Papadimitriou provou que o problema de corte mínimo em grafos está incluso nessa categoria.

número de limites identificados automaticamente pelo número de candidatos a limite (Equação 2.16).

$$Precisão = \frac{VP}{VP + FP} \quad (2.16)$$

A revocação, é a proporção de limites verdadeiros que foram identificados pelo algoritmo. Porém não diz nada sobre quantos limites foram identificados incorretamente. É calculada dividindo-se o número de limites identificados automaticamente pelo número limites verdadeiros (Equação 2.17).

$$Revocação = \frac{VP}{VP + FN} \quad (2.17)$$

Existe uma relação inversa entre precisão e revocação. Conforme o algoritmo aponta mais segmentos no texto, este tende a melhorar a revocação e ao mesmo tempo, reduzir a precisão. Esse problema de avaliação pode ser contornado utilizado a medida  $F^1$  que é a média harmônica entre precisão e revocação onde ambas tem o mesmo peso (Equação 2.18).

$$F^1 = \frac{2 \times Precisão \times Revocação}{Precisão + Revocação} \quad (2.18)$$

As medidas de avaliação tradicionais, precisão e revocação, podem não ser confiáveis, por não considerarem a distância entre os limites, mas penalizam o algoritmo sempre que um limite que não coincide perfeitamente com a referência. Essas medidas podem ser mais adequadas quando necessita-se de segmentações com maior exatidão. Em outras palavras, computam apenas os erros do algoritmo quando se detecta falsos positivos ou falsos negativos, o que nesse contexto de segmentação textual pode não ser suficiente, dado a subjetividade da tarefa. Além dessas medidas, que consideram apenas se um segmento foi perfeitamente definido conforme uma referência, pode-se também considerar a distância entre o segmento extraído automaticamente e o segmento de referência (KERN; GRANITZER, 2009). Chama-se *near misses* o caso em que um limite identificado automaticamente não coincide exatamente com a referência, mas é necessário considerar a proximidade entre eles.

Na Figura 6 é apresentado um exemplo com duas segmentações extraídas automaticamente e uma referência. Em ambos os casos não há nenhum verdadeiro positivo, o que implica em zero para os valores de precisão, acurácia, e revocação, embora o resultado do algoritmo A possa ser considerado superior ao primeiro se levado em conta a proximidade dos limites.

Considerando o conceito de *near misses*, algumas medidas de avaliação foram propostas. Proposta por (??),  $P_k$  atribui valores parciais a *near misses*, ou seja, limites sempre receberão um peso proporcional à sua proximidade, desde que dentro de um janela

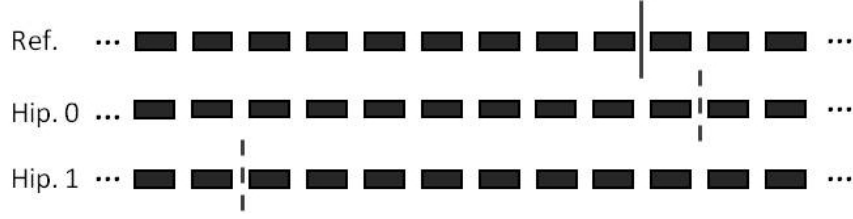


Figura 6 – Exemplos de *near missing* e falso positivo puro. Os blocos indicam uma unidade de informação e as linha verticais representam uma transição de assunto.

de tamanho  $k$ . Para isso, esse método move uma janela de tamanho  $k$  ao longo do texto. A cada passo verifica, na referência e no algoritmo, se as extremidades (a primeira e última sentença) da janela estão ou não dentro do mesmo segmento, então, penaliza o algoritmo caso este não concorde com a referência. Ou seja, dado dois termos de distância  $k$ ,  $P_k$  verifica se o algoritmo coloca os termos no mesmo segmento ou em segmentos distintos e o penaliza caso não concorde com a referência. Dadas uma segmentação de referência  $ref$  e uma segmentação automática  $hyp$ , ambas com  $N$  sentenças,  $P_k$  é computada como:

$$P_k(ref, hyp) = \frac{1}{N-k} \sum_{i=1}^{N-k} (\delta_{ref}(i, i+k) \oplus \delta_{hyp}(i, i+k)) \quad (2.19)$$

onde  $\delta_S(i, j)$  é a função indicadora que retorna 1 se as sentenças  $i$  e  $j$  estão no mesmo segmento e 0 caso contrário,  $\oplus$  é o operador **XNOR** (ambos ou nenhum) que retorna 1 se ambos os argumentos forem diferentes. O valor de  $k$  é calculado como a metade da média dos comprimentos dos segmentos reais. Como resultado, é retornada a dissimilaridade entre a segmentação calculada pela contagem de discrepâncias dividida pela quantidade de segmentos analisados. Essa medida pode ser interpretada como a probabilidade de duas sentenças extraídas aleatoriamente pertencerem ao mesmo segmento.

*WindowDiff* (PEVZNER; HEARST, 2002) é uma medida alternativa à  $P_k$ . De maneira semelhante, move uma janela pelo texto e penaliza o algoritmo sempre que o número de limites proposto pelo algoritmo não coincidir com o número de limites esperados para aquela janela. Ou seja, o algoritmo é penalizado quando não concordar com a segmentação de referência quanto ao número de segmentos na janela. Mais formalmente, para cada intervalo  $k$ , compara o número de segmentos obtidos pela referência  $r_i$  com o obtido pelo algoritmo  $a_i$  e penaliza o algoritmo se  $r_i \neq a_i$ . Na Equação 2.20 é mostrada a definição de *WindowDiff* onde  $b(i, i+k)$  representa o número de limites entre as sentenças  $i$  e  $i+k$  e  $N$ , o total de sentenças no texto.

$$WindowDiff(ref, hyp) = \frac{1}{N-k} \sum_{i=1}^{N-k} (|b(ref_i - ref_{i+k}) - b(hyp_i - hyp_{i+k})| > 0) \quad (2.20)$$

Assim, consegue manter a *near misses* e além disso, considerar o



tamanho das janelas. A fim de melhor equilibrar o peso dos falsos positivos em relação a *near misses*, dobra-se a penalidade para falsos positivos, evitando-se a supervalorização dessa medida.

As medidas *WindowDiff* e  $P_k$ , consideram a quantidade e proximidade entre os limites, sendo mais tolerantes a pequenas imprecisões. Essa é uma característica desejável, visto que as segmentações de referência possuem diferenças consideráveis. *WindowDiff* equilibra melhor os falsos positivos em relação a *near misses*, ao passo que  $P_k$  os penaliza com peso maior. Isso significa que segmentadores melhores avaliados em  $P_k$  ajudam a selecionar as configurações que erram menos ao separar trechos de texto com o mesmo assunto, enquanto *WindowDiff* é mais tolerante nesse aspecto. De maneira geral, observa-se melhores resultados de *WindowDiff* quando os algoritmos aproximam a quantidade de segmentos automáticos da quantidade de segmentos da referência. Por outro lado,  $P_k$  avalia melhor as configurações que retornam menos segmentos. Contudo, não é possível definir um valor adequado, uma vez que os segmentadores humanos frequentemente apontam segmentações diferentes.

Ao final do processo de segmentação, são produzidos fragmentos de documentos, aqui chamados de subdocumentos. Esses subdocumentos contém um texto, assim como no documento original, em um estágio de processamento inicial, pois ainda não estão estruturados. Ocorre que as técnicas de aprendizado de máquina exigem uma representação estruturada dos textos conforme será visto na Seção 2.2.



## 3 Sistema Proposto



# Referências

- BLEI, D. M. Probabilistic topic models. *Commun. ACM*, ACM, New York, NY, USA, v. 55, n. 4, p. 77–84, abr. 2012. ISSN 0001-0782. Disponível em: <http://doi.acm.org/10.1145/2133806.2133826>. Citado na página 7.
- BLEI, D. M.; NG, A. Y.; JORDAN, M. I. Latent dirichlet allocation. *J. Mach. Learn. Res.*, JMLR.org, v. 3, p. 993–1022, mar. 2003. ISSN 1532-4435. Disponível em: <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=944919.944937>. Citado na página 17.
- BOKAEI, M. H.; SAMETI, H.; LIU, Y. Linear discourse segmentation of multi-party meetings based on local and global information. *IEEE/ACM Trans. Audio, Speech and Lang. Proc.*, IEEE Press, Piscataway, NJ, USA, v. 23, n. 11, p. 1879–1891, nov. 2015. ISSN 2329-9290. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1109/TASLP.2015.2456430>. Citado na página 14.
- CARDOSO, P.; PARDO, T.; TABOADA, M. Subtopic annotation and automatic segmentation for news texts in brazilian portuguese. *Corpora*, Edinburgh University Press, v. 12, n. 1, p. 23–54, 2017. Citado na página 14.
- CHAIBI, A. H.; NAILI, M.; SAMMOUD, S. Topic segmentation for textual document written in arabic language. *Procedia Computer Science*, v. 35, p. 437 – 446, 2014. ISSN 1877-0509. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050914010898>. Citado na página 14.
- CHOI, F. Y. Y. Advances in domain independent linear text segmentation. In: *Proceedings of the 1st North American Chapter of the Association for Computational Linguistics Conference*. Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics, 2000. (NAACL 2000), p. 26–33. Disponível em: <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=974305.974309>. Citado na página 14.
- CROFT, B.; METZLER, D.; STROHMAN, T. *Search Engines: Information Retrieval in Practice*. 1st. ed. USA: Addison-Wesley Publishing Company, 2009. ISBN 0136072240, 9780136072249. Citado 3 vezes nas páginas 10, 11 e 12.
- DEERWESTER, S. et al. Indexing by latent semantic analysis. *Journal of the American Society for Information Science*, v. 41, n. 6, p. 391–407, 1990. Citado na página 7.
- DIAS, G.; ALVES, E.; LOPES, J. G. P. Topic segmentation algorithms for text summarization and passage retrieval: An exhaustive evaluation. In: *Proceedings of the 22Nd National Conference on Artificial Intelligence - Volume 2*. AAAI Press, 2007. (AAAI'07), p. 1334–1339. ISBN 978-1-57735-323-2. Disponível em: <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1619797.1619859>. Citado na página 14.
- EISENSTEIN, J.; BARZILAY, R. Bayesian unsupervised topic segmentation. In: *Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*. Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics, 2008. (EMNLP '08), p. 334–343. Disponível em: <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1613715.1613760>. Citado 2 vezes nas páginas 15 e 17.

FELDMAN, R.; SANGER, J. *Text Mining Handbook: Advanced Approaches in Analyzing Unstructured Data*. New York, NY, USA: Cambridge University Press, 2006. ISBN 0521836573, 9780521836579. Citado na página 8.

GALLEY, M. et al. Discourse segmentation of multi-party conversation. In: *Proceedings of the 41st Annual Meeting on Association for Computational Linguistics - Volume 1*. Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics, 2003. (ACL '03), p. 562–569. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.3115/1075096.1075167>>. Citado na página 14.

HOFMANN, T. Probabilistic latent semantic indexing. In: *Proceedings of the 22Nd Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*. New York, NY, USA: ACM, 1999. (SIGIR '99), p. 50–57. ISBN 1-58113-096-1. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/312624.312649>>. Citado na página 7.

KERN, R.; GRANITZER, M. Efficient linear text segmentation based on information retrieval techniques. *Proceedings of the International Conference on Management of Emergent Digital EcoSystems, MEDES '09*, p. 167–171, 2009. Disponível em: <<https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-74549147972&doi=10.1145%2F1643823.1643854&partnerID=40&md5=1c6f73bc0e07446fcc178440e48bbc40>>. Citado 2 vezes nas páginas 14 e 20.

KOZIMA, H. Text segmentation based on similarity between words. In: *Proceedings of the 31st Annual Meeting on Association for Computational Linguistics*. Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics, 1993. (ACL '93), p. 286–288. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.3115/981574.981616>>. Citado na página 12.

LEE, D.; SEUNG, H. S. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization. v. 401, p. 788–91, 11 1999. Citado na página 7.

MALIOUTOV, I.; BARZILAY, R. Minimum cut model for spoken lecture segmentation. In: *Proceedings of the 21st International Conference on Computational Linguistics and the 44th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*. Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics, 2006. (ACL-44), p. 25–32. Disponível em: <<https://doi.org/10.3115/1220175.1220179>>. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 18.

MANNING, C. D.; RAGHAVAN, P.; SCHÜTZE, H. *Introduction to Information Retrieval*. New York, NY, USA: Cambridge University Press, 2008. ISBN 0521865719, 9780521865715. Citado 3 vezes nas páginas 8, 11 e 12.

MISRA, H. et al. Text segmentation via topic modeling: An analytical study. In: *Proceedings of the 18th ACM Conference on Information and Knowledge Management*. New York, NY, USA: ACM, 2009. (CIKM '09), p. 1553–1556. ISBN 978-1-60558-512-3. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/1645953.1646170>>. Citado na página 14.

NAILI, M.; CHAIBI, A. H.; GHEZALA, H. H. B. Exogenous approach to improve topic segmentation. *International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics*, v. 9, n. 2, p. 165–178, 2016. Disponível em: <<https://doi.org/10.1108/IJICC-01-2016-0001>>. Citado na página 14.

PEVZNER, L.; HEARST, M. A critique and improvement of an evaluation metric for text segmentation. *Computational Linguistics*, v. 28, n. 1, p. 19–36, 2002. Disponível em:

<<https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-0037870455&doi=10.1162%2f089120102317341756&partnerID=40&md5=279abc4e76fcfc2c4a1896e76a245034>>.

Citado na página 21.

REYNAR, J. C. *Topic Segmentation: Algorithms and Applications*. Tese (Doutorado), Philadelphia, PA, USA, 1998. AAI9829978. Citado na página 15.

REZENDE, S. O. *Sistemas Inteligentes*. Barueri, SP: Manole, 2003. 337 - 270 p. Citado 3 vezes nas páginas 7, 8 e 9.

RIJSBERGEN, C. J. V. *Information Retrieval*. 2nd. ed. Newton, MA, USA: Butterworth-Heinemann, 1979. ISBN 0408709294. Citado na página 12.

SALTON, G.; ALLAN, J. Automatic text decomposition and structuring. In: *Intelligent Multimedia Information Retrieval Systems and Management - Volume 1*. Paris, France, France: LE CENTRE DE HAUTES ETUDES INTERNATIONALES D'INFORMATIQUE DOCUMENTAIRE, 1994. (RIAO '94), p. 6–20. Disponível em: <<http://dl.acm.org/citation.cfm?id=2856823.2856826>>. Citado na página 10.

SALTON, G.; BUCKLEY, C. Term-weighting approaches in automatic text retrieval. *Inf. Process. Manage.*, Pergamon Press, Inc., Tarrytown, NY, USA, v. 24, n. 5, p. 513–523, ago. 1988. ISSN 0306-4573. Disponível em: <[http://dx.doi.org/10.1016/0306-4573\(88\)90021-0](http://dx.doi.org/10.1016/0306-4573(88)90021-0)>. Citado na página 10.

SHAMSINEJADBABKI, P.; SARAEE, M. A new unsupervised feature selection method for text clustering based on genetic algorithms. *J. Intell. Inf. Syst.*, Kluwer Academic Publishers, Hingham, MA, USA, v. 38, n. 3, p. 669–684, jun. 2012. ISSN 0925-9902. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1007/s10844-011-0172-5>>. Citado na página 10.

SHI, J.; MALIK, J. Normalized cuts and image segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, v. 22, n. 8, p. 888–905, Aug 2000. ISSN 0162-8828. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 18.

TAN, P.-N.; STEINBACH, M.; KUMAR, V. *Introduction to Data Mining, (First Edition)*. Boston, MA, USA: Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., 2005. ISBN 0321321367. Citado 2 vezes nas páginas 8 e 11.

UTIYAMA, M.; ISAHARA, H. A statistical model for domain-independent text segmentation. In: *Proceedings of the 39th Annual Meeting on Association for Computational Linguistics*. Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics, 2001. (ACL '01), p. 499–506. Disponível em: <<https://doi.org/10.3115/1073012.1073076>>. Citado na página 16.