



UNIVERSIDADE FEDERAL DA BAHIA
INSTITUTO DE MATEMÁTICA
DEPARTAMENTO DE CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

Aline Duarte Bessa

PROVISÓRIO: Um estudo sobre *Opinion Mining*
PROVISÓRIO: Aspectos teóricos e práticos

Salvador
2010

Aline Duarte Bessa

PROVISORIO: Um estudo sobre *Opinion Mining*

Monografia apresentada ao Curso de graduação em Ciência da Computação, Departamento de Ciência da Computação, Instituto de Matemática, Universidade Federal da Bahia, como requisito parcial para obtenção do grau de Bacharel em Ciência da Computação.

Orientador: Alexandre Tachard Passos

Co-orientador: Luciano Porto Barreto

Salvador

2010

RESUMO

Nonono nonono nonono, nonono, nonono nonono nonono nononono nonno. Nonono nono-
nono nonono, nonono, nonono nonono nonono nononono nonno. Nonono nonono nonono,
nonono, nonono nonono nonono nononono nonno. Nonono nonono nonono, nonono, nonono
nonono nonono nononono nonno. Nonono nonono nonono, nonono, nonono nonono nonono
nononono nonno. Nonono nonono nonono, nonono, nonono nonono nonono nononono nonno.
Nonono nonono nonono, nonono, nonono nonono nonono nononono nonno.

Palavras-chave: monografia, graduação, projeto final.

ABSTRACT

Nonono nonono nonono, nonono, nonono nonono nonono nononono nonno. Nonono nonono nonono, nonono, nonono nonono nonono nononono nonno. Nonono nonono nonono, nonono, nonono nonono nonono nononono nonno. Nonono nonono nonono, nonono, nonono nonono nonono nononono nonno. Nonono nonono nonono, nonono, nonono nonono nonono nononono nonno. Nonono nonono nonono, nonono, nonono nonono nonono nononono nonno. Nonono nonono nonono, nonono, nonono nonono nonono nononono nonno.

Keywords: monograph, graduation, final project.

LISTA DE FIGURAS

2.1	Exemplo de modelo gráfico.	11
2.2	Modelo gráfico Naïve Bayes.	13
2.3	Modelo gráfico LDA.	15
7.1	Representação gráfica para as trinta palavras mais frequentemente associadas ao tópico pró-governo.	42
7.2	Representação gráfica para as trinta palavras mais frequentemente associadas ao tópico anti-governo.	42
7.3	Representação gráfica para as trinta palavras mais frequentemente associadas ao tópico genérico.	43

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

SUMÁRIO

1	Introdução	8
1.1	Motivação	8
1.2	Proposta	9
1.3	Estrutura da Monografia	9
2	Técnicas básicas e ferramentas utilizadas	10
2.1	Modelos Gráficos	10
2.1.1	Naïve Bayes	11
2.1.2	LDA	13
2.2	Classificadores	16
2.2.1	Naïve Bayes	17
2.2.2	SVMs	18
3	Principais trabalhos e <i>datasets</i> estudados	20
3.1	Bitterlemons	20
4	Métodos baseados no emprego de palavras para identificação de perspectivas	21
4.1	Trabalhos Revisados	22
4.1.1	<i>Which side are you on? Identifying perspectives at the document and sentence levels</i>	22
4.1.2	<i>A preliminary investigation into sentiment analysis of informal political discourse</i>	24
4.2	Experimentos com L-LDA e Naïve Bayes	25

4.3	Conclusões	27
5	Metodologias que usam informação extra-documento	30
5.1	Concordância e discordância entre documentos	30
5.2	Meta-informações sobre os autores	30
6	Metodologias que usam relações intra-documento	31
7	Estudo de caso: Perspectivas sobre o governo brasileiro	32
7.1	Construindo um corpus para estudo	32
7.2	Identificando perspectivas com um classificador Naïve Bayes	39
7.3	Ilustrando a linguagem por perspectiva	40
7.4	Conclusões e estudos futuros	44
8	Trabalhos relacionados	45
9	Conclusão	46
9.1	Dificuldades encontradas	46
9.2	Trabalhos futuros	46
	Apêndice A – Resultados experimentais	47
	Referências Bibliográficas	48

1 INTRODUÇÃO

1.1 MOTIVAÇÃO

A busca por opiniões sempre desempenhou um papel importante na geração de novas escolhas. Antes de optar por assistir a um filme, é comum ler críticas a seu respeito ou considerar os comentários de outras pessoas; antes de comprar um produto, muitas vezes procuramos relatos sobre a satisfação de outros consumidores. Com a disseminação da Web e da Internet, a geração de opiniões com impacto, sobre os mais diversos assuntos, foi finalmente democratizada: não é mais preciso, por exemplo, ser um especialista em Economia ou Ciência Política para manter um blog **deveria definir blog?** convincente sobre algum candidato às eleições.

Neste contexto, a busca por opiniões e comentários em sites, blogs, fóruns e redes sociais também se popularizou, passando a fazer parte do cotidiano dos consumidores online. Uma pesquisa feita nos Estados Unidos revela que entre 73% e 87% dos leitores de resenhas de serviços online, como críticas de restaurantes e albergues, sentem-se fortemente influenciados a consumi-los ou não a depender das opiniões contidas nessas resenhas (??). Diante da relevância que opiniões têm na geração de decisões e no processo de consumo, estudos com o intuito de extraí-las da Web e interpretá-las automaticamente tornaram-se mais frequentes na área de Ciência da Computação. Juntos, esses estudos compõem o que ficou conhecido como **Análise de Sentimento** ou **Mineração de Opinião**¹.

De acordo com (??), a área envolve o emprego de diversas técnicas computacionais com o intuito de atingir algum - ou alguns - dos objetivos abaixo:

1. **Identificação de opinião** – Dado um conjunto de documentos, separe fatos de opiniões;
2. **Avaliação de polaridade** - Dado um conjunto de documentos com caráter opinativo e uma palavra-chave (figura pública, empresa etc), classifique as opiniões como positivas ou negativas, ou indique o grau de negatividade/positividade de cada uma delas;

¹ Os dois termos, por serem considerados sinônimos, serão utilizados de forma intercambiável no decorrer desta monografia

3. **Classificação de pontos de vista ou perspectivas** - Dado um conjunto de documentos contendo perspectivas ou pontos de vista sobre um mesmo tema/conjunto de temas, classifique-os de acordo com essas perspectivas/pontos de vista;
4. **Reconhecimento de humor** - Dado um conjunto de textos com caráter emotivo/sentimental, como posts de blogs pessoais, identifique que tipos de humor permeiam os textos e/ou classifique-os de acordo com as diferentes emoções encontradas.

A ideia de utilizar metodologias computacionais para identificar e analisar opiniões é muito anterior à popularização da Web **Citar artigos do fim da década de 60 e começo de 70 que provam isso**. Motivos: pouco dado, IR e ML imaturas. Explicar os 3 e como se relacionam com Natural Language Processing.

1.2 PROPOSTA

Falar de Mineração de Perspectiva. Definir todos os termos correlatos utilizados, fechar os problemas da área e explicar como isso se diferencia de Opinion Mining clássica, que é basicamente Análise de Polaridade.

1.3 ESTRUTURA DA MONOGRAFIA

Falar da metodologia de busca dos artigos

2 *TÉCNICAS BÁSICAS E FERRAMENTAS UTILIZADAS*

Introduzir o capítulo quando tudo já estiver escrito.

2.1 *MODELOS GRÁFICOS*

Modelos gráficos consistem na representação, através de um grafo, das relações entre um conjunto finito de variáveis aleatórias, provendo uma maneira simples de se representar distribuições de probabilidade (BISHOP, 2006). Cada vértice do grafo corresponde a uma variável aleatória (ou a um conjunto de variáveis aleatórias) ou a um parâmetro do modelo, e cada aresta reflete a relação entre dois vértices. Modelos gráficos são categorizados como dirigidos ou não-dirigidos. Por questões de escopo, apenas modelos dirigidos (também conhecidos como Redes Bayesianas) serão discutidos nesta seção.

Em um modelo gráfico dirigido, tem-se um grafo direcionado acíclico que representa a distribuição de probabilidade conjunta¹ para suas variáveis aleatórias. Cada aresta corresponde a uma distribuição de probabilidade condicional, incidindo no vértice cuja distribuição de probabilidade está condicionada ao valor do vértice de onde ela parte. Quando mais de uma variável tem distribuição de probabilidade condicionada aos mesmos vértices, é possível sintetizar a notação representando todas elas com um único vértice. Neste caso, o vértice fica dentro de um retângulo rotulado com o número de variáveis que ele representa.

Por fim, vértices representados com círculos brancos correspondem a variáveis latentes - ou seja, cujos valores não são observáveis diretamente no conjunto de dados ao qual o modelo é aplicado; círculos cinzas, por sua vez, correspondem a variáveis observáveis, cujos valores estão explícitos no conjunto de dados. Variáveis latentes permitem que distribuições de probabilidade muito complexas, envolvendo variáveis observáveis, sejam construídas a partir de distribuições

¹Nesta monografia, os termos "distribuição de probabilidade conjunta" e "distribuição conjunta" serão utilizados de forma intercambiável.

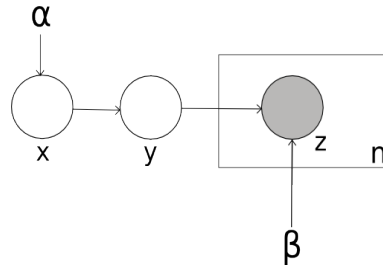


Figura 2.1: Exemplo de modelo gráfico.

condicionais mais simples (BISHOP, 2006). A Figura 2.1 corresponde a um modelo gráfico com a seguinte distribuição conjunta

$$P(x|\alpha)P(y|x)\prod_{i=1}^n P(z_i|y, \beta) \quad (2.1)$$

α e β são parâmetros de distribuições de probabilidade, x e y são variáveis latentes e z_1, \dots, z_n , sintetizadas na Figura 2.1 através do vértice z , são variáveis observáveis.

Uma categoria de modelos gráficos explorada neste projeto são os **modelos generativos**. Eles associam distribuições de probabilidade a todas as variáveis aleatórias envolvidas, permitindo a geração - i.e. simulação - de seus valores. Modelos generativos são úteis para expressar os processos pelos quais dados observáveis são obtidos. Em um modelo deste tipo, os valores das variáveis aleatórias podem ser obtidos através de técnicas de amostragem aplicadas à distribuição de probabilidade conjunta. Além do Naïve Bayes, discutido na seção 2.1.1, os modelos gráficos generativos *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) e *Labeled Latent Dirichlet Allocation* (L-LDA) foram empregados em experimentos ao longo de todo o projeto. Uma discussão sobre eles pode ser encontrada na seção 2.1.2.

2.1.1 NAÏVE BAYES

O Naïve Bayes é um modelo gráfico generativo que assume a independência condicional das características F_1, \dots, F_k presentes em um conjunto de documentos D . Se D é composto de documentos de texto, estas características normalmente correspondem a todas as suas palavras distintas. Isto equivale a assumir, portanto, que a presença de uma palavra em um documento qualquer não é informativa sobre a presença de nenhuma outra.

A finalidade básica do Naïve Bayes é estimar a probabilidade de um documento d pertencer a uma certa classe c . Para isto, d é representado de forma simplificada, através de um vetor v_d em que cada posição corresponde a uma de suas n palavras. Com esta representação, a

probabilidade de d pertencer a uma classe c pode ser calculada via Teorema de Bayes como

$$P(c|v_{d1}, \dots, v_{dn}) = \frac{p(c) \times p(v_{d1}, \dots, v_{dn}|c)}{p(F_1, \dots, F_k)} \quad (2.2)$$

Como o Naïve Bayes assume que as palavras dos documentos são condicionalmente independentes, a equação 2.2 pode ser reescrita como

$$P(c|v_{d1}, \dots, v_{dn}) = \frac{p(c) \times p(v_{d1}|c)p(v_{d2}|c)\dots p(v_{dn-1}|c)p(v_{dn}|c)}{p(F_1, \dots, F_k)} = \frac{p(c) \times \prod_{i=1}^n p(v_{di}|c)}{p(F_1, \dots, F_k)} \quad (2.3)$$

Como o Naïve Bayes é um modelo generativo, ele permite que se simule a criação de um documento d , pertencente a uma classe c , através da amostragem de suas variáveis aleatórias. Sem perda de generalidade, assume-se que c é uma variável aleatória que pode assumir m valores naturais distintos, variando de 0 a $m - 1$. Cada valor corresponde a uma classe diferente, sendo escolhido de acordo com

$$c \sim \text{Binomial}(m - 1, \pi) \quad (2.4)$$

Antes de iniciar o processo de geração de documentos, define-se um parâmetro π para a distribuição binomial em 2.4 de acordo com

$$\pi \sim \text{Beta}(\alpha, \beta) \quad (2.5)$$

α e β são denominados *hiperparâmetros*, pois são parâmetros de uma distribuição através da qual se escolhe um dos parâmetros do modelo - no caso, π (RESNIK; HARDISTY, 2010). Após uma classe ter sido fixada de acordo com 2.4, seleciona-se uma palavra para cada posição j do vetor v_d , de acordo com uma distribuição de probabilidade sobre F_1, \dots, F_k

$$v_{dj} \sim \text{Multinomial}(F_1, \dots, F_k, \theta_c) \quad (2.6)$$

A distribuição utilizada depende do valor de c amostrado anteriormente, de modo que há m parâmetros θ_c . Cada θ_c é escolhido antes do processo de geração dos documentos, de acordo com

$$\theta_c \sim \text{Dirichlet}(\gamma_c) \quad (2.7)$$

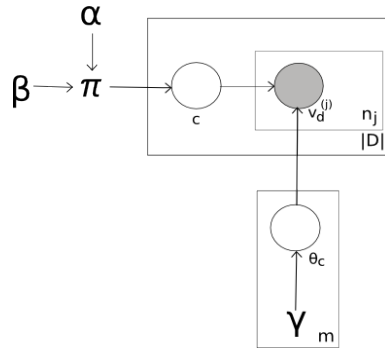


Figura 2.2: Modelo gráfico Naïve Bayes.

γ_c , assim como α e β , é um hiperparâmetro.

A distribuição conjunta para este modelo generativo é dada por

$$P(\pi|\alpha, \beta) \prod_{i=0}^{m-1} P(\theta_{c=i}|\gamma_{c=i}) \prod_{j=1}^{|D|} P(c_j|\pi) P(v_d^{(j)}|\theta_{c_j}, c_j) \quad (2.8)$$

em que c_j é a classe selecionada para o j -ésimo documento de D e $v_d^{(j)}$ é seu vetor de palavras. A Figura 2.2 representa esta distribuição conjunta de forma gráfica, com vértices para variáveis aleatórias e relações de probabilidade condicional evidenciadas pelas arestas.

2.1.2 LDA

O modelo LDA parte da ideia de que um documento pode tratar de múltiplos tópicos, refletidos nas palavras que o compõem (GRIFFITHS; STEYVERS, 2004). Assim como no modelo Naïve Bayes, palavras podem ser geradas de acordo com distribuições multinomiais específicas. A diferença é que, no LDA, cada palavra é gerada a partir de uma mistura de tópicos; no Naïve Bayes, elas são geradas a partir de um só tópico (classe) (CARPENTER, 2010).

O LDA associa as palavras dos documentos a tópicos diferentes, com maior ou menor probabilidade, criando agrupamentos que se relacionam semanticamente. Os tópicos em um LDA são variáveis latentes, cujos significados requerem uma interpretação posterior ao processamento. Esta interpretação baseia-se nas relações semânticas entre as palavras que se associaram mais fortemente a cada um deles.

Para ilustrar como as palavras evidenciam o significado de um tópico, um experimento envolvendo receitas culinárias extraídas do *site* **allrecipes.com** foi executado. Apenas os ingredientes de cada receita foram considerados. Na Tabela 2.1, constam as cinco palavras mais fortemente associadas a quatro tópicos, de acordo com o LDA.

Tópico	Palavras
Tópico 1	beef, cheese, tomato, sauce, pepper
Tópico 2	chicken, breast, pastum, broth, tomato
Tópico 3	flour, sugar, butter, powder, egg
Tópico 4	cream, cheese, butter, milk, cake

Tabela 2.1: As cinco palavras mais fortemente associadas a quatro tópicos gerados por um LDA.

Considerando que todas as receitas pertencem à culinária tradicional dos Estados Unidos, as palavras listadas na Tabela 2.1, e a forma como se associam em torno de cada tópico, são indicativos do bom funcionamento do LDA. O primeiro tópico pode ser interpretado como **ingredientes para cheeseburger**; o segundo, ao associar *chicken*, *pastum* e *broth*, remete a receitas de sopas e caldos comuns em climas frios, podendo ser interpretado como **ingredientes para sopa**; o terceiro pode ser interpretado como **ingredientes para bolo**; o quarto, ao associar *cream*, *cheese* e *cake*, pode ser interpretado como **ingredientes para cheesecake**. É importante frisar que estas interpretações, apesar de subjetivas, indicam perspectivas culinárias distintas e coerentes internamente. Seria diferente de encontrar, por exemplo, um tópico fortemente associado às palavras *sugar*, *pepper* e *potato*, dificilmente encontradas em uma mesma receita típica dos Estados Unidos.

O modelo LDA trata cada documento pertencente a um conjunto de documentos D como uma mistura de tópicos, representada por uma distribuição de probabilidade sobre um conjunto de tópicos T . Cada tópico, por sua vez, é visto como uma mistura de palavras, representada por uma distribuição sobre todas as palavras distintas de D . Para cada documento $d \in D$, é fixada uma distribuição de probabilidade sobre tópicos θ_d , condicionada a um hiperparâmetro α

$$\theta_d \sim \text{Dirichlet}(\alpha) \quad (2.9)$$

Para cada tópico $t \in T$, é fixada uma distribuição de probabilidade ϕ_t sobre palavras, condicionada a um hiperparâmetro β

$$\phi_t \sim \text{Dirichlet}(\beta) \quad (2.10)$$

Em seguida, para cada uma das n palavras de d , um tópico t é escolhido, de acordo com θ_d

$$t \sim \text{Discrete}(\theta_d) \quad (2.11)$$

e uma palavra w é gerada de acordo com ϕ_t

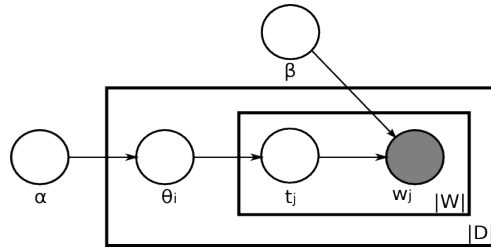


Figura 2.3: Modelo gráfico LDA.

$$w \sim \text{Discrete}(\phi_t) \quad (2.12)$$

A distribuição conjunta do modelo LDA é dada por

$$\prod_{i=1}^{|D|} \left\{ P(\theta_i | \alpha) \left[\prod_{j=1}^{|W|} P(t_j | \theta_i) P(w_j | t_j, \beta) \right] \right\} \quad (2.13)$$

$P(w_j | t_j, \beta)$ reflete o quanto a palavra w_j se relaciona com o tópico t_j ; $P(t_j | \theta_i)$, por sua vez, funciona como uma medida do quanto o tópico t_j é importante no contexto do documento d_i (GRIFFITHS; STEYVERS, 2004). Na Figura 2.3, tem-se o modelo gráfico do LDA correspondente à distribuição conjunta 2.13.

A implementação do LDA utilizada para estes experimentos está disponível no repositório *online* de Alexandre Passos (??), e o número de iterações para amostragem de tópicos e palavras foi fixado em 100.

L-LDA

O L-LDA é uma variação do LDA em que se restringe o número de tópicos associados a cada documento. Ou seja, as distribuições fixadas para os tópicos de cada documento não necessariamente são sobre todos os tópicos $t \in T$. Além disso, os tópicos presentes em cada documento são identificados antes da execução do modelo, o que diminui a subjetividade envolvida na interpretação de seus significados após o processamento.

Um bom exemplo para ilustrar a aplicação deste modelo envolve um *blog*, em que cada *post* é marcado com um conjunto específico de *tags*. Se cada *tag* é interpretada como um tópico, é possível informar ao L-LDA em que *posts* cada uma delas está presente, processar os *posts* com o modelo e saber, após o processamento, quais palavras se associam mais fortemente a cada *tag*. Neste exemplo, existe um mapeamento direto entre os tópicos e as *tags*, conduzindo a uma interpretação mais imediata do significado de cada agrupamento de palavras.

Experimentos com o L-LDA foram desenvolvidos ao longo deste projeto, associando cada tópico, por exemplo, a uma perspectiva a ser minerada. Após a execução do modelo, as palavras mais fortemente associadas a cada perspectiva ilustram como os assuntos discutidos são enfocados por elas. Quanto mais duas perspectivas se distanciam, mais diferentes são as palavras que se associam com destaque a cada uma delas.

O L-LDA foi discutido pela primeira vez em um artigo de Ramage et al. (RAMAGE et al., 2009), aplicado ao problema de atribuição de crédito em páginas do *site del.icio.us*, marcadas com múltiplas *tags*. O artigo parte da hipótese de que, embora um documento possa estar marcado com várias *tags* diferentes, nem sempre elas se aplicam igualmente a todas as palavras nele contidas. A ideia da atribuição de crédito, portanto, consiste em associar cada palavra do documento às *tags* mais apropriadas e vice-versa.

A implementação de L-LDA utilizada neste projeto também está disponível no repositório *online* de Alexandre Passos (??). O número de iterações para amostragem de tópicos e palavras, em todos os experimentos, foi fixado em 100.

2.2 CLASSIFICADORES

A classificação de documentos de texto de acordo com suas perspectivas é um dos principais objetivos dos trabalhos revisados neste projeto. Grande parte deles utiliza os classificadores Naïve Bayes ou *Support Vector Machines* (SVMs), apresentados respectivamente nas seções 2.1.1 e 2.2.2, como parte de suas metodologias. O desempenho destes classificadores é comumente medido através das seguintes métricas: **taxa de acerto**, **precisão**, **rechamada** ou **métrica F1**.

A taxa de acerto é definida pela razão entre o número de documentos classificados corretamente e todos os documentos avaliados. A precisão, medida para uma classe c qualquer, é definida pela razão entre o número de documentos classificados corretamente como c e todos os documentos classificados como c . A rechamada, medida também para uma classe c qualquer, é definida pela razão entre o número de documentos classificados corretamente como c e a soma deste valor com o número de documentos classificados erroneamente para todas as demais classes. A métrica F1, também medida para uma classe c qualquer, é dada por

$$2 \times \frac{\text{precisao} \times \text{rechamada}}{\text{precisao} + \text{rechamada}} \quad (2.14)$$

Estas métricas revelam aspectos diferentes do desempenho de um classificador. Por este

motivo, é comum encontrar mais de uma delas sendo utilizada no mesmo contexto. Além de medirem desempenho, elas estabelecem critérios objetivos para a comparação entre métodos de classificação, como pode ser visto nos artigos de Lin et al. sobre o conflito Israel-Palestina (LIN et al., 2006) e de Efron sobre orientação cultural (EFRON, 2004).

2.2.1 NAÏVE BAYES

O modelo Naïve Bayes foi apresentado na seção 2.1.1. Nesta seção, será discutido como construir um classificador de documentos a partir dele. Esta seção trata de documentos de texto em particular, por se tratarem do objeto básico de estudo deste projeto. Ra Sabe-se que, em um Naïve Bayes, assume-se que as características em um documento são condicionalmente independentes, o que equivale a afirmar, por exemplo, que a presença de uma palavra em um documento de texto não é informativa sobre a presença de nenhuma outra. Apesar desta hipótese simplificar bastante a estrutura linguística de um texto, classificadores construídos a partir do modelo Naïve Bayes, denominados classificadores Naïve Bayes, reportam um bom desempenho em várias tarefas de classificação baseadas em palavras (??) (??).

Dados um documento d pertencente a um conjunto de documentos D , todas as palavras distintas de D , F_1, \dots, F_k , uma variável aleatória c , que representa as possíveis classes de d , e um vetor v_d , em que cada posição corresponde a uma de suas n palavras, tem-se que

$$P(c|v_{d1}, \dots, v_{dn}) = \frac{p(c) \times \prod_{i=1}^n p(v_{di}|c)}{p(F_1, \dots, F_k)} \quad (2.15)$$

conforme discutido anteriormente na seção 2.1.1. Um classificador Naïve Bayes deve rotular o documento d com o valor de c que maximiza a equação 2.15. Como o denominador na equação 2.15 é o mesmo para todas as classes, ele pode ser ignorado nestes cálculos.

Normalmente, classificadores Naïve Bayes são utilizados de forma semi-supervisionada. Isto significa que eles são submetidos a uma etapa de treinamento, na qual aprendem as classes associadas a alguns documentos, e a uma etapa de classificação, na qual devem simular o processo gerador destes documentos e utilizar esta informação para classificar outros. Basicamente, as informações aprendidas na etapa de treinamento modelam as distribuições das palavras de D por classe, gerando parâmetros para as distribuições de probabilidade envolvidas na classificação de outros documentos.

Todos os experimentos com um classificador Naïve Bayes conduzidos neste projeto utilizam a implementação disponível no repositório *online* de Aline Bessa (??). O número de

iterações para a amostragem de documentos e classes, em todos os experimentos, foi fixado em 500.

2.2.2 SVMS

SVMS são uma família de métodos que utilizam uma abordagem geométrica para classificação. Eles são fundamentalmente utilizados em problemas de classificação envolvendo duas classes, mas podem ser adaptados para problemas mais complexos. Nesta seção, serão apresentados apenas os princípios de funcionamento de SVMS para duas classes, mais comuns na literatura. Para um aprofundamento sobre SVMS aplicados a problemas com mais de duas classes, recomenda-se a leitura do livro de Aprendizado de Máquina de Christopher Bishop (BISHOP, 2006).

Dado um conjunto de n pontos $\{x_i, y_i\}$, onde x_i é a representação vetorial de um documento d em um espaço euclidiano \mathbb{R}^M e y_i é sua respectiva classe, $y_i \in \{-1, 1\}$, um SVM deve decidir a classe y de um novo documento representado pelo vetor x . Para isso, assume-se que há pelo menos um hiperplano θ_0 que separa os pontos com $y_i = 1$ daqueles com $y_i = -1$. Um hiperplano θ_0 pode ser definido como o conjunto de pontos \mathbf{x} que satisfazem

$$\mathbf{x} \cdot \mathbf{w} + b = 0 \quad (2.16)$$

\mathbf{w} é a normal ao hiperplano e $|b|/\|\mathbf{w}\|$ é sua distância perpendicular à origem (OGURI, 2006). A ideia é escolher os parâmetros \mathbf{w} e b que maximizem a soma das distâncias dos hiperplanos θ_1 (vide equação 2.17) e θ_{-1} (vide equação 2.18) ao hiperplano θ_0 .

$$\mathbf{x} \cdot \mathbf{w} + b = 1 \quad (2.17)$$

$$\mathbf{x} \cdot \mathbf{w} + b = -1 \quad (2.18)$$

θ_1 e θ_{-1} podem ser encontrados minimizando-se

$$\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \quad (2.19)$$

Para realizar esta otimização mais facilmente, o problema pode ser remodelado com multiplicadores de Lagrange $\{\alpha_i\}$, $1 \leq i \leq n$, levando à Equação 2.20 (OGURI, 2006). Busca-se,

então, a minimização desta equação com relação a \mathbf{w} e b e maximização com relação a $\{\alpha_i\}$, com todo $\alpha_i \geq 0$.

$$L(\alpha, b, \mathbf{w}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i [y_i(x_i \cdot \mathbf{w} + b) - 1] \quad (2.20)$$

Após a obtenção dos valores de $\{\alpha_i\}$ que maximizam 2.20, a obtenção da classe y de um documento representado por um vetor x é dada pelo sinal do somatório

$$y(x) = \text{ sinal } \left(\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i (x_i \cdot x) + b \right) \quad (2.21)$$

Esta solução funciona em casos nos quais os pontos $\{x_i, y_i\}$ são linearmente separáveis - ou seja, obedecem à restrição

$$y_i(x_i \cdot \mathbf{w} + b - 1) \geq 0, \quad i = 1, \dots, n \quad (2.22)$$

Quando esses pontos não são linearmente separáveis, essa metodologia precisa ser ajustada, modelando a classificação errônea de documentos. Isto envolve a introdução de n variáveis frouxas ε_i^2 , uma para cada ponto (x_i, y_i) . $\varepsilon_i = 0$ se $y(x_i) = y_i$ e $\varepsilon_i = |y_i - y(x_i)|$ em caso contrário (BISHOP, 2006). O SVM deve, neste caso, minimizar

$$C \sum_{i=1}^n \varepsilon_i + \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \quad (2.23)$$

em que C é um parâmetro responsável por controlar o compromisso entre a penalidade das variáveis frouxas e a distância máxima dos hiperplanos θ_1 e θ_{-1} ao hiperplano θ_0 . Na modelagem com multiplicadores de Lagrange, a Equação 2.20 deve ser otimizada de tal forma que todo α_i deve ser maximizado obedecendo à restrição $0 \leq \alpha_i \leq C$. Desta forma, também se obtém a Equação 2.21 para determinação da classe de um novo documento.

SVMs não foram utilizados em nenhum experimento deste projeto, mas fazem parte da metodologia de alguns dos trabalhos revisados.

²Do inglês *slack variables*.

3 *PRINCIPAIS TRABALHOS E DATASETS ESTUDADOS*

3.1 BITTERLEMONS

Falar de tudo e dos pre-processamentos

4 *MÉTODOS BASEADOS NO EMPREGO DE PALAVRAS PARA IDENTIFICAÇÃO DE PERSPECTIVAS*

A classificação de um documento de acordo com sua perspectiva é o problema mais discutido nos artigos revisados para este projeto. Partindo da hipótese de que documentos escritos sob perspectivas diferentes costumam enfatizar termos distintos (TEUBERT, 2001), classificadores podem ser empregados para, considerando apenas as diferentes ocorrências de palavras em documentos, identificar suas perspectivas. O número de ocorrências de uma palavra em um documento é comumente denominado de **contagem**; sendo assim, métodos baseados em **contagens de palavras** usam, como informação fundamental, o quanto elas ocorrem em documentos. De fato, grande parte dos artigos estudados para esta monografia classificam textos baseando-se em contagens de palavras, ainda que combinem, eventualmente, os resultados dos classificadores a outros métodos ou utilizem também outras características dos documentos. Pela relevância que a contagem de palavras tem na Mineração de Perspectiva, portanto, esse capítulo é totalmente dedicado à revisão e discussão de seu uso na identificação automática da perspectiva de documentos.

Embora seja sempre possível associar contagens de palavras a aspectos temáticos, sintáticos e semânticos dos documentos, conduzindo a representações linguísticas mais complexas de cada um deles, este não é o enfoque dado pelos artigos revisados neste capítulo. Como será discutido nas próximas seções, a simples consideração das ocorrências de palavras em documentos costuma resultar em classificações de boa qualidade. Essa qualidade, entretanto, varia de acordo com o quanto essas ocorrências mudam de uma perspectiva para outra. Conforme observado na leitura dos artigos e em experimentos, quanto mais elas mudam, mais fácil se torna, para um classificador, aprender a perspectiva dos documentos.

Variações no uso de contagem de palavras foram encontradas em parte dos trabalhos estu-

dados para este projeto: alguns deles utilizam valores *booleanos* para indicar a presença (1) ou ausência (0) de palavras nos documentos, como o estudo de Klebanov, Beigman e Diermeier (KLEBANOV; BEIGMAN; DIERMEIER, 2010), e outros empregam as contagens normalizadas em relação ao corpus, como o trabalho de Hirst, Riabinin e Graham (HIRST; RIABININ; GRAHAM, 2010)¹. De todo modo, a hipótese linguística assumida por eles, em suas metodologias, é a mesma: textos escritos sob perspectivas diferentes empregam palavras de forma distinta. **falar da figura**

Este capítulo estrutura-se da seguinte forma: na seção 4.1, revisa-se artigos que utilizam contagens de palavras, ou variações, como elementos fundamentais de suas metodologias; na seção 4.2, experimentos com um classificador Naïve Bayes e um modelo de tópicos L-LDA são conduzidos, a fim de se ilustrar as relações existentes entre o desempenho da classificação por perspectiva e o emprego de palavras nos documentos; por fim, a seção 4.3 apresenta considerações sobre as análises apresentadas nas seções 4.1 e 4.2.

4.1 TRABALHOS REVISADOS

Por questões de escopo, decidiu-se que, dentre os dez trabalhos revisados que tem diretamente a ver com este capítulo, apenas os dois mais citados serão apresentados nesta seção²: o trabalho de Lin et al. (LIN et al., 2006), envolvendo artigos sobre o conflito Israel-Palestina, e o primeiro artigo de Mullen e Malouf (MULLEN; MALOUF, 2006), que analisa um fórum de discussão política dos Estados Unidos. Uma síntese dos outros oito encontra-se no **ANEXO BII**, e informações referentes a eles são eventualmente mencionadas ao longo desta monografia.

4.1.1 WHICH SIDE ARE YOU ON? IDENTIFYING PERSPECTIVES AT THE DOCUMENT AND SENTENCE LEVELS

O trabalho de Lin et al. analisa um conjunto de artigos sobre o conflito Israel-Palestina, escritos por especialistas no assunto e disponibilizados no *site* Bitterlemons³. Os artigos, separados entre pró-Israel e pró-Palestina, são escritos por mais de 200 convidados e dois editores. Os autores realizam experimentos com classificadores Naïve Bayes e SVM para classificar os artigos de acordo com suas perspectivas, obtendo taxas de acerto mais altas com o Naïve Bayes

¹Essas outras características aparecem ora combinadas entre si, ora associadas à contagem de palavras padrão, ora separadamente.

²Os números de citações foram verificados no dia 22 de setembro de 2010, com auxílio do Google Scholar (<http://scholar.google.com>).

³<http://www.bitterlemons.org/>

(84.85% a 93.46% *versus* 81.48% a 88.22%). O ponto mais importante deste artigo, entretanto, é a proposição do modelo generativo *Latent Sentence Perspective Model (LSPM)*, empregado também para classificação.

Diferentemente do Naïve Bayes, o LSPM associa uma variável latente a cada sentença de um documento, cujos valores indicam se ela carrega ou não a perspectiva do documento. O modelo, portanto, parte do pressuposto de que, até mesmo nos textos mais opinativos, é possível encontrar frases neutras que pouco colaboram para a identificação de sua perspectiva. No processo generativo, amostra-se uma classe para o documento; em seguida, para cada uma de suas sentenças, amostra-se um valor que indica se ela carrega (1) ou não (0) a perspectiva correspondente à classe; por fim, as palavras da sentença são geradas, baseando-se nessas duas informações (classe e presença de perspectiva).

O ponto chave do funcionamento desse modelo tem a ver com o fato de que todas as sentenças que não carregam uma perspectiva são tratadas da mesma forma: admite-se que elas poderiam ocorrer em qualquer documento, independentemente de sua classe. Isso faz com que as palavras geradas para essas sentenças sejam, na maioria das vezes, comuns em todo o corpus. As sentenças que carregam a perspectiva de seus documentos, por sua vez, tendem a gerar termos mais específicos, evidenciando as particularidades do vocabulário de cada ponto de vista. O modelo é adaptado para classificação de forma semelhante ao Naïve Bayes. A diferença principal é que, em vez de considerar o documento como um todo, apenas as palavras geradas por sentenças com perspectiva contribuem para a decisão de qual é a classe do documento.

No trabalho de Lin et al., a taxa de acerto obtida na classificação dos artigos com o LSPM foi ligeiramente superior àquela obtida com o Naïve Bayes - 86.99% a 94.93% *versus* 84.85% a 93.46%. De todo modo, não foi encontrado nenhum outro artigo que faça uso do LSPM - provavelmente pelas dificuldades envolvidas em sua implementação, quando comparado ao Naïve Bayes. O tutorial de Resnik e Hardisty sobre Naïve Bayes e LSPM sugere algumas equações para a implementação dos modelos (RESNIK; HARDISTY, 2009), mas o próprio Resnik afirmou, em *e-mail* endereçado à autora desta monografia, nunca ter conseguido replicar os resultados apresentados por Lin et al.. Segundo ele, o modelo parece ser extremamente sensível ao valor dos hiperparâmetros escolhidos para as distribuições de probabilidade envolvidas (??). Essas questões fazem do LSPM uma opção de classificador relativamente complexa.

4.1.2 *A PRELIMINARY INVESTIGATION INTO SENTIMENT ANALYSIS OF INFORMAL POLITICAL DISCOURSE*

Esse trabalho de Mullen e Malouf analisa um conjunto de *posts* do fórum Politics.com⁴, escrito por cidadãos comuns dos Estados Unidos. Apesar de admitirem a diversidade de posicionamentos contidos no fórum, os autores dividem os documentos em apenas duas perspectivas, por uma questão de simplicidade: liberal e conservadora. Em seguida, eles condensam todos os *posts* de um mesmo usuário em um só texto, resultando em um corpus com poucos documentos (96 liberais e 89 conservadores). Ao aplicar um Naïve Bayes para classificar os documentos de acordo com a orientação política de seus autores, a taxa de acerto obtida foi de 60.37%. O tamanho do *dataset* é apontado por Mullen e Malouf como um dos principais motivos para a obtenção desse resultado. De acordo com eles, a baixa taxa de acerto sugere que o Naïve Bayes é bastante sensível a uma pequena quantidade de artigos na etapa de treinamento.

Os autores discutem também outras hipóteses para o mau desempenho obtido na classificação desse corpus. Por ser composto de *posts* de um fórum, por exemplo, a linguagem do corpus é bastante informal. A probabilidade de se encontrar uma mesma palavra escrita de várias formas é relativamente alta, o que pode criar um certo ruído na classificação dos documentos. Essa hipótese, entretanto, não foi comprovada pelos autores: em alguns experimentos com as palavras corrigidas, a taxa de acerto obtida com o Naïve Bayes foi ligeiramente mais alta (64.48%); em outros, não (60.37%). O artigo também sugere que a presença de documentos menores, correspondentes a usuários do fórum que raramente postam, pode contribuir negativamente para o desempenho do Naïve Bayes. A ideia é que, como esses usuários participam muito pouco do fórum, as palavras em seus *posts* não são suficientes para se consolidar uma perspectiva, tornando-os mais difíceis de se classificar. Restringindo a classificação a usuários que postaram no fórum pelo menos 20 vezes, o número de documentos no corpus tornou-se ainda menor, mas a taxa de acerto obtida com o Naïve Bayes foi ligeiramente superior (61.38%).

Diante desses resultados, os autores sugerem que os usuários não estão se expressando de forma suficientemente diferente no nível das palavras, comprometendo o desempenho do Naïve Bayes. Uma última observação do artigo indica o que pode estar acontecendo: usuários liberais citam falas de usuários conservadores em 62.2% de seus *posts*; analogamente, conservadores citam liberais em 77.5% de seus *posts*. Embora o artigo não indique a proporção média entre essas citações e o restante dos documentos, é possível que elas estejam interferindo negativamente no aprendizado das perspectivas. A presença das perspectivas liberal e conservadora em um mesmo documento, com uma correspondendo às intenções do usuário e outra sendo citada,

⁴<http://politics.com>

pode homogeneizar o uso de palavras no corpus, comprometendo a viabilidade da classificação. Uma discussão interessante sobre esse tipo de problema é apresentada por Polanyi e Zaenen em seu artigo sobre aspectos linguísticos que interferem na análise de sentimento (POLANYI; ZAENEN, 2004).

4.2 EXPERIMENTOS COM L-LDA E NAÏVE BAYES

Se um classificador utiliza apenas as contagens de palavras dos documentos para identificar suas perspectivas, sua taxa de acerto é tão mais baixa quanto menos essas contagens mudam de uma perspectiva para outra. Apesar dessa relação ser evidente, não se conhece nenhum método para quantificá-la. Como o seu entendimento amplia a compreensão dos resultados obtidos com esses classificadores, esta seção se detém a ilustrá-la através de alguns experimentos. A ideia é comparar a forma como as palavras são usadas em dois *datasets*: no primeiro, a taxa de acerto obtida com um classificador **Naïve Bayes**, considerando apenas contagens de palavras, deve ser alta; no segundo, baixa. Para a análise do uso das palavras, será utilizado o modelo de tópicos **L-LDA**. A escolha do Naïve Bayes advém do fato de que os *datasets* explorados nesta seção não são muito grandes, e o desempenho desse classificador, nesses casos, tende a ser superior ao obtido com SVMs (NG; JORDAN, 2002). O uso do LSPM não foi cogitado, devido aos pontos discutidos na seção 4.1.2.

O primeiro *dataset* estudado é o mesmo discutido na seção 4.1.1, composto de artigos sobre o conflito Israel-Palestina. A taxa de acerto obtida com um Naïve Bayes aplicado a esse corpus foi alta, variando entre 84.85% a 93.46%⁵. Inicialmente, pensou-se em estudar também o corpus discutido na seção 4.1.2, composto de *posts* do fórum Politics.com. O Naïve Bayes não classificou muito bem seus documentos, atingindo taxas de acerto entre 60.37% e 64.48%⁶. Infelizmente, não foi possível obtê-lo mediante solicitação aos autores do artigo. Por este motivo, o segundo *dataset* estudado provém de outro trabalho: o artigo de Thomas, Pang e Lee sobre classificação de perspectiva em debates políticos dos Estados Unidos (THOMAS; PANG; LEE, 2006). Esse corpus é composto de colocações em debates da *House of Representatives*, um dos dois órgãos principais do poder legislativo federal dos Estados Unidos. Os documentos estão divididos de acordo com duas orientações políticas antagônicas: a republicana e a democrata. É válido ressaltar que, no artigo original, são consideradas outras características dos documentos e o classificador utilizado é um SVM. Foi necessário, portanto, aplicar o Naïve Bayes a esses

⁵explicar em função de q varia

⁶explicar em função de q varia

documentos, considerando apenas as contagens de palavras dos mesmos⁷. A taxa de acerto obtida, via validação cruzada de dez dobras, foi de 51.45%.

Em ambos os *datasets*, cada documento foi associado a dois tópicos: um genérico, idêntico para todos eles, e outro referente à sua perspectiva. No primeiro corpus, essas perspectivas são pró-Israel ou pró-Palestina; no segundo, republicana ou democrata. Há portanto, em cada corpus, três tópicos diferentes. O uso de um tópico genérico associado a todos os documentos ajuda a identificar palavras muito comuns nos *datasets*, independentemente de perspectiva. Essa é a diferença fundamental entre essa aplicação do L-LDA⁸ e a simples contagem de palavras em documentos, dividida entre duas perspectivas. Esse tipo de contagem não evidencia que palavras são mais marcantes em uma certa perspectiva e quais são muito utilizadas por todas elas - informação que colabora para um maior entendimento das taxas de acerto supracitadas, obtidas com um Naïve Bayes. As dez palavras mais frequentemente associadas a cada tópico por corpus, obtidas com o L-LDA, estão listadas nas Tabelas 4.1 e 4.2.

Tópico	Palavras
Genérico	israel, palestinian, israeli, palestinians, state, one, two, israelis, political, right
Pró-Israel	sharon, palestinian, arafat, peace, israeli, prime, bush, minister, american, process
Pró-Palestina	palestinian, israeli, sharon, peace, occupation, international, political, united, people, violence

Tabela 4.1: As dez palavras mais frequentemente associadas aos tópicos pró-Israel, pró-Palestina e genérico, de acordo com um L-LDA.

Tópico	Palavras
Genérico	mr., speaker, bill, all, time, people, today, gentleman, federal, support
Democrata	bill, security, legislation, states, chairman, country, act, billion, million, law
Republicano	act, chairman, security, states, bill, legislation, 11, support, 9, system

Tabela 4.2: As dez palavras mais frequentemente associadas aos tópicos republicano, democrata e genérico, de acordo com um L-LDA.

As palavras listadas na Tabela ??, para as perspectivas Pró-Israel e Pró-Palestina, remetem semanticamente às discussões entre Israel e Palestina. Parte delas, como *palestinian* e *israeli*,

⁷A implementação de Naïve Bayes utilizada está disponível no repositório online de Aline Bessa (<http://github.com/alibezz>)

⁸A implementação de L-LDA utilizada está disponível no repositório online de Alexandre Passos (<http://github.com/alextp>).

se associam às duas perspectivas, ainda que sejam empregadas nos documentos de forma diferente, tcomo ilustrado pelos exemplos contidos na Tabela 4.3. Outras, como *bush* e *occupation*, funcionam como *banner words*, colaborando com a consolidação de pontos de vista diferentes. O exemplo na Tabela 4.4 ilustra a importância do Governo Bush para Israel à época, enquanto o exemplo na tabela 4.5 evidencia a principal luta Palestina do período: a criação de um Estado próprio. A alta frequência de palavras associadas às perspectivas, bem como a presença de *banner words* importantes, conFiguram um bom cenário para o uso de métodos baseados em frequências de palavras. O desempenho de um Naïve Bayes na classificação deste *dataset* será discutido mais à frente, ainda nesta seção.

As palavras extraídas a partir da aplicação de um L-LDA provêm informações subjetivas sobre a linguagem empregada nos corpora. Ainda assim, essas informações ajudam a entender o comportamento do classificador Naïve Bayes aplicado aos dois *datasets*. Para o **Bitterlemons**, as taxas de acerto obtidas variaram entre 73.46% e 98.98%, a depender da divisão entre os conjuntos de treinamento e teste; para o **Convote-Menor**, entre 48.73% e 54.17%. Não é trivial quantificar a relação entre essas taxas de acerto e a linguagem dos corpora - mas, como o Naïve Bayes utiliza apenas a distribuição das palavras para inferir a perspectiva dos documentos, é evidente que a escolha do vocabulário contribui para a qualidade da classificação.

É válido ressaltar que, a depender do *dataset*, outras questões podem colaborar para um mau desempenho na classificação. Um conjunto de documentos com poucos exemplares, ou contendo poucas palavras, é um cenário onde a classificação com Naïve Bayes pode não funcionar bem. Investigar o vocabulário de um corpus, quando não se obtém uma boa taxa de acerto com classificadores baseados em frequências de palavras, pode ser interessante para verificar se sua uniformidade, ainda que em parte, está relacionada à má classificação obtida. A depender da conclusão retirada, pode-se pensar em estratégias mais específicas resolver o problema.

4.3 CONCLUSÕES

Este capítulo apresentou duas hipóteses linguísticas assumidas por métodos baseados em frequências de palavras: 1) palavras específicas, denominadas *banner words*, costumam ser utilizadas para defender perspectivas diferentes e 2) a quantidade de vezes que uma palavra é mencionada em um documento está diretamente relacionada com seu enfoque (??). Como consequência, esses métodos funcionam melhor em *datasets* nos quais o emprego de palavras varia significativamente por perspectiva.

Para ilustrar a relação entre as palavras de dois *datasets* e o desempenho desses métodos,

*"The recent **Israeli** government decision to begin building extensive walls around **Palestinian** is just one more example of how **Israeli** Prime Minister Ariel Sharon is unable to deal with **Israeli** problems save through his narrow security vision."* - Trecho extraído de artigo Pró-Palestina.

*"The first conclusion that the Israeli political and security establishment should learn and internalize after 18 months of **Palestinian** Intifada, concerns the intensity of **Palestinian** blind terrorism and guerilla warfare against the State of Israel."* - Trecho extraído de artigo Pró-Israel.

Tabela 4.3: Trechos com as palavras *palestinian* e *israeli*, extraídos do *dataset* **Bitterlemons**.

*"**Bush** and his advisers, who have been critical of Clinton's deep involvement in a failed peace process ever since taking office, nevertheless understood at the time that peace in the Middle East should be beyond politics in America, and that the US could not permit itself to turn its back on an Israeli leader who was determined to make peace."* - Trecho extraído de artigo Pró-Israel.

Tabela 4.4: Trecho com a palavra *bush*, extraído do *dataset* **Bitterlemons**.

experimentos com o modelo de tópicos L-LDA foram executados. A extração das dez palavras mais fortemente associadas a cada tópico conduziu à visualização parcial de como o vocabulário dos *datasets* se agrupa em torno de suas diferentes perspectivas. A informação, apesar de subjetiva, auxilia na compreensão das taxas de acerto obtidas com um classificador Naïve Bayes padrão, aplicado aos dois corpora. Para o primeiro *dataset*, as taxas de acerto obtidas foram mais altas, o que pode ser explicado por uma presença maior de *banner words* em comparação com o segundo *dataset*.

Métodos baseados em frequências de palavras foram explorados pela maioria dos trabalhos revisados para esta monografia - mesmo fazendo parte de metodologias mais complexas. Apesar de outros fatores contribuírem para o mau desempenho destes métodos, como um número muito pequeno de documentos no *dataset*, é interessante investigar o vocabulário do corpus caso as taxas de acerto obtidas estejam aquém do desejado. O uso de um modelo de tópicos L-LDA, agrupando palavras por perspectiva, é útil para compreender como os autores dos documentos se expressam. Se as palavras são empregadas de modo muito parecido por todas as perspectivas, isto justifica, ainda que em parte, o mau desempenho obtido.

As listas de palavras da Tabela 4.2 indicam que o vocabulário do segundo *dataset* não é suficiente para distinguir as perspectivas Republicana e Democrata. Parte das palavras, como *bill*, *legislation*, *states* e *act*, estão mais associadas ao processo legislativo *per se* do que a al-

*"But just as we were close to a complete package that would have ended the **occupation** and established a Palestinian state, Barak permitted Ariel Sharon's provocative visit to Al Aqsa mosque, and launched his "revenge" on Palestinians."*
- Trecho extraído de artigo Pró-Palestina.

Tabela 4.5: Trecho com a palavra *occupation*, extraído do dataset **Bitterlemons**.

*"Mr. speaker , I wholeheartedly agree that if we want to cut down on illegal immigration , we must improve border **security**. Just 2 weeks ago, an astute crane operator at the port of Los Angeles discovered 32 Chinese stowaways in a container that had just been unloaded from a Panamanian freighter."* - Trecho de discurso Democrata.

*"The fence remains incomplete and is an opportunity for aliens to cross the border illegally. This incomplete fence allows border **security** gaps to remain open. We must close these gaps because they remain a threat to our national **security**."* - Trecho de discurso Republicano.

Tabela 4.6: Trechos com a palavra *security*, extraídos do dataset **Convote-Menor**.

guma das perspectivas contidas nos documentos. A alta frequência de palavras como essas, empregadas pelos dois lados do debate, indica um cenário pouco polêmico, com menos *banner words* e divergências. A palavra *security*, por exemplo, fortemente associada às duas perspectivas, é utilizada de forma similar por ambas, como ilustrado na Tabela 4.6. Métodos baseados em frequências de palavras funcionam tão melhor quanto mais distintos forem os vocabulários empregados por cada perspectiva. Por este motivo, é esperado que suas taxas de acerto em *datasets* como este não sejam altas.

5 *METODOLOGIAS QUE USAM INFORMAÇÃO EXTRA-DOCUMENTO*

5.1 *CONCORDÂNCIA E DISCORDÂNCIA ENTRE DOCU- MENTOS*

Falar do Get Out the Vote e artigos que seguem a linha

5.2 *META-INFORMAÇÕES SOBRE OS AUTORES*

6 *METODOLOGIAS QUE USAM RELAÇÕES INTRA-DOCUMENTO*

Falar de targets, uso de dicionários de polaridade, limitações importantes

7 ESTUDO DE CASO: PERSPECTIVAS SOBRE O GOVERNO BRASILEIRO

Muitos dos trabalhos revisados neste projeto analisam documentos que tratam de política. Em particular, boa parte deles estuda textos relacionados a governos federais - quer sejam discussões entre os próprios governantes, como nos estudos de Thomas et al. (THOMAS; PANG; LEE, 2006) ou Hirst et al. (HIRST; RIABININ; GRAHAM, 2010), quer sejam artigos opinativos escritos por cidadãos ou especialistas, como nos artigos de Mullen e Malouf (MULLEN; MALOUF, 2006) (MULLEN; MALOUF, 2008). Considerando essa tendência, e o fato de que 2010 é ano de eleições para presidente no Brasil, decidiu-se realizar um estudo de caso que aproveitasse a abundância de artigos opinativos, disponíveis na *Web*, que tratam do governo Lula e da sucessão presidencial. A ideia é construir um corpus com alguns desses documentos e investigar suas perspectivas automaticamente, classificando-os de acordo com seus posicionamentos e analisando, de forma subjetiva, as palavras por eles enfocadas.

As próximas seções deste capítulo se estruturam da seguinte forma: na seção 7.1, a construção do corpus é apresentada - desde a seleção dos veículos até o pré-processamento dos artigos; na seção 7.2, experimentos com um classificador Naïve Bayes são conduzidos para, assim como em outros trabalhos revisados para este projeto, se classificar artigos de acordo com suas perspectivas; na seção 7.3, o modelo de tópicos L-LDA é aplicado ao corpus, evidenciando aspectos da linguagem explorada por artigos com posicionamentos diferentes; por fim, na seção 7.4, são apresentadas conclusões sobre o estudo e possíveis extensões para ele.

7.1 CONSTRUINDO UM CORPUS PARA ESTUDO

Os artigos escolhidos para este estudo foram extraídos de colunas, *blogs* e *sites* políticos mantidos por jornalistas de notoriedade nacional. A coleta de *posts* de *blogs* escritos por cidadãos comuns também foi cogitada - entretanto, como eles são pouco conhecidos, comentados

e divulgados, essa opção exigiria um esforço de análise manual dos *posts* que foge ao escopo deste projeto. Além disso, uma vantagem em focar o estudo em material publicado por jornalistas conhecidos é poder correlacionar, posteriormente, os resultados obtidos a investigações sobre a formação de opinião na mídia brasileira *online* - tanto na alternativa quanto na tradicional.

A seleção dos veículos para este estudo de caso resultou do consenso entre a autora desta monografia e dois jornalistas **COMO CITÁ-LOS, DIZER SEUS NOMES?**. O critério básico para as escolhas foi a defesa clara de um ponto de vista sobre o governo Lula e/ou a sucessão presidencial de 2010. Assim como em outros artigos revisados nesta monografia, que dividem os corpora analisados em dois lados antagônicos, assume-se que os artigos do corpus desse estudo de caso dividem-se entre pró e anti governo. O lado pró-governo é composto de artigos veiculados em:

1. **Luis Nassif Online**¹ Este é o *blog* do jornalista Luis Nassif, premiado como Melhor Blog de Política pelo iBest 2008². Nassif, que já trabalhou na TV Cultura e Rede Bandeirantes, mantém o *blog* há cinco anos, enfocando principalmente assuntos relativos à política brasileira. Artigos do *blog* são frequentemente citados, de forma positiva, em veículos de campanha pró-governo, como os *sites* Blog da Dilma³ e Os Amigos do Presidente Lula⁴. De fato, o Luis Nassif Online adota um posicionamento pró-governo, como comprovam os trechos a seguir:

"Desde o ano passado, estava claro [sic] a falta de competitividade de José Serra, seja por não ter feito um governo brilhante em São Paulo, por não representar o novo e por não conseguir desenvolver um discurso próprio."

Retirado de *"Em Minas, a mãe de todas as batalhas"* - 02/09/2010

"Na entrevista, Bonner se limitou a perguntar da dependência de Dilma em relação à Lula [...] A consequência foi Dilma rebatendo com facilidade cada bobagem dita, reforçando o discurso social, mas sem avançar em uma proposta sequer de programa, explicando a lógica das alianças políticas. E William Bonner interrompendo-a a toda hora, impedindo sequer uma resposta completa. Algo tão desastrado e mal educado que obrigou Fátima Bernardes,

¹<http://www.advivo.com.br/luisnassif/>

²<http://idgnow.uol.com.br/internet/2008/05/21/ibest-2008-anuncia-vencedores/>

³<http://dilma13.blogspot.com/>

⁴<http://osamigosdopresidentelula.blogspot.com/>

do alto de sua elegância, a calá-lo com um sinal, para que parasse de ser inconveniente."

Retirado de "*O dia em que William Bonner escorregou*" - 10/08/2010

Como o veículo possui muito conteúdo, foram considerados apenas os artigos da categoria "Eleições".

2. **Conversa Afiada**⁵ O *site* se define como um portal de jornalismo independente, contendo principalmente artigos produzidos por Paulo Henrique Amorim. O jornalista, que já trabalhou para as Redes Globo e Bandeirantes e para a revista Carta Capital, mantém o *site* desde 2006. Enfocando a política brasileira, o Conversa Afiada apóia, dentre outras iniciativas do governo federal, a candidatura da ex-ministra Dilma Rousseff⁶. Os trechos abaixo justificam a escolha do *site* como representante da mídia *online* pró-governo:

"O Governo Lula é um sucesso e a popularidade dele, recordista desde o primeiro dia de Governo. Promoveu a inclusão social, ampliou a classe média e assistiu os pobres. Fez uma política externa que não tirou o sapato para os Estados Unidos. A Dilma é a sua legítima sucessora: foi a CEO do Governo Lula. O Serra é um nada."

Retirado de "*A Dilma não é um tsunami. Dilma é o rio que segue para o mar*" - 27/08/2010

"Segundo a tevê DEMO-Tucana da Bahia, a afiliada da Globo, Jacques Wagner está na frente de Paulo Souto por 46% a 19%. Paulo Souto é o aliado de Serra na Bahia. A TV Bahia, também."

Retirado de "*Sumiram com o dinheiro do Serra. Serra é barrado em procissão*" - 07/08/2010

Também por possuir muito conteúdo, apenas os artigos pertencentes à categoria "Política" foram considerados.

3. **Escrevinhador**⁷ O *blog*, mantido pelo *site* da revista Caros Amigos, é escrito pelo jornalista Rodrigo Vianna, que também é repórter da Rede Record. Ele está no ar desde 2008, enfocando acontecimentos da vida política do Brasil e do Mundo. No que diz respeito

⁵<http://www.conversaafiada.com.br/>

⁶<http://www.conversaafiada.com.br/brasil/2010/07/02/mino-explica-por-que-apoia-a-dilma-porque-ela-e-melhor-que-o-serra/>

⁷<http://www.rodriговиanna.com.br/>

ao Brasil, o conteúdo do *blog* assume uma perspectiva pró-governo, como ilustram os trechos abaixo:

"Abandonado pelos aliados do DEM e do PSDB, em queda nas pesquisas, Serra refugia-se na mídia. O candidato do PSDB virou isso: porta-voz dos interesses da velha mídia. Faz sentido. É quem, em última instância, sustenta a candidatura."

Retirado de *"Serra, porta-voz da velha mídia; é Zé ou Mané?"* - 19/08/2010

"O programa da Dilma foi um show. [...] Foi um programa em que Lula não apareceu mais que Dilma, e nem sumiu – porque seria falso, ela é a candidata dele. Foi um programa em que Lula passou o bastão a Dilma. De forma eficiente, corajosa e, ao mesmo tempo, emocionante."

Retirado de *"Dilma acerta a mão; Serra quer virar 'Zé'"* - 18/08/2010

Como o *blog* também trata de outros assuntos, apenas as categorias "Plenos Poderes" e "Palavra Minha", mais direcionadas à política, foram consideradas para extração de artigos.

4. **Brasília, eu vi**⁸ O *blog*, escrito pelo jornalista Leandro Fortes, que também trabalha para a revista Carta Capital, agrega alguns de seus artigos para a revista e outros textos sobre política. Estes artigos têm boa recepção em *sites* de campanha pró-governo, como o Blog da Dilma⁹. De fato, eles assumem uma perspectiva de defesa da situação, como justificam os trechos abaixo:

"Assim, enquanto a imprensa mundial se dedica a decodificar as engrenagens e circunstâncias que fizeram de Lula o mais importante líder mundial desse final de década, a imprensa brasileira se debate em como destituí-lo de toda glória, de reduzi-lo a um analfabeto funcional premiado pela sorte, a um manipulador de massas movido por programas de bolsas e incentivos [...]."

Retirado de *"Não verás Lula nenhum"* - 18/05/2010

"Ao acusar o presidente Luiz Inácio Lula da Silva de ter transformado o Brasil em uma "república sindicalista", José Serra optou por agregar a seu modelito eleitoral, definitivamente, o discurso udenista de origem, de forma literal, da

⁸<http://brasiliaeuvi.wordpress.com/>

⁹<http://dilma13.blogspot.com/2010/08/caso-lunus-verdade-dos-fatos.html>

maneira como foi concebido pelas elites brasileiras antes do golpe militar de 1964."

Retirado de "*Serra precisa de mais amigos*" - 15/07/2010

O lado anti-governo, por sua vez, é composto de artigos veiculados em:

1. **Reinaldo Azevedo**¹⁰ O *blog*, escrito pelo jornalista homônimo, é mantido pela revista Veja. Autor da frase "*Tudo que é bom para o PT é ruim para o Brasil*" (AZEVEDO, 2008), Reinaldo Azevedo, que já foi editor da Folha de S. Paulo, alimenta seu *blog* com críticas ao governo atual, como evidenciam os trechos abaixo:

"O problema dos petistas é que eles são viciados no aulicismo, na cortesia. Ao conviver com pessoas que sempre têm um preço, ficam chocados e tomam como ofensa pessoal a descoberta de que nem todos se comportam com essa moral anã."

Retirado de "*Presidente do PT repete ladainha autoritária do programa 'Rubriquei, mas não traguei'*". Ou: '*Ai que vontade de censurar a Veja!!!' Contenha a coceira, companheiro!*' - 15/07/2010

"Cinco centrais sindicais assinaram um vergonhoso manifesto contra a candidatura do tucano José Serra à Presidência. Antes de mais nada, e a despeito da mentira essencial que está contida no texto — já falo a respeito —, cumpre destacar: trata-se de um manifesto ilegal, de mais um crime eleitoral escancarado."

Retirado de "*Acusado pelo 'Rubriquei, mas não traguei', PT mobiliza centrais sindicais. E elas assinam um documento ilegal e mentiroso.*" - 12/07/2010

2. **Coluna do Augusto Nunes**¹¹ A coluna, parte da revista Veja, é escrita pelo jornalista Augusto Nunes, que também apresenta o programa Roda Viva na TV Cultura. Seus artigos têm má recepção em alguns veículos que defendem o atual governo, como o Luis Nassif Online¹² e o Blog da Dilma¹³, justamente por assumirem uma posição anti-governo. Os trechos abaixo justificam esta perspectiva:

¹⁰<http://veja.abril.com.br/blog/reinaldo/>

¹¹<http://veja.abril.com.br/blog/augusto-nunes/>

¹²<http://www.advivo.com.br/blog/luisnassif/serra-e-fhc-uma-relacao-delicada>

¹³<http://dilma13.blogspot.com/2010/01/mais-uma-do-tucano-augusto-nunes.html>

"Como todo sinal de alarme, o som de um neurônio em ebulição é perturbador, mas muito útil. Quem tem juízo entenderá que Dilma Rousseff não é uma candidata em campanha. É uma ameaça a caminho."

Retirado de *"O som perturbador do neurônio em ebulição"* - 20/07/2010

"O eleitor merece saber se Lula recebeu uma herança maldita e reconstruiu o país, como repete há pelo menos seis anos, ou se resolveu valer-se de mentiras e fantasias para desqualificar o legado do antecessor que acabou com a inflação, consolidou a democracia constitucional e fixou diretrizes econômicas que, em sua essência, vigoram até hoje."

Retirado de *"FHC aceita o convite para o duelo que Lula não pode recusar."* - 11/02/2010

Todos os artigos extraídos dessa coluna pertencem à categoria "Direto ao Ponto", por ela tratar especificamente da política brasileira atual.

3. **Coluna do Diogo Mainardi**¹⁴ A coluna, escrita desde 2002, é a mais lida da revista Veja segundo ela mesma, reunindo críticas à política e à economia brasileiras. O jornalista Diogo Mainardi se opõe aos governos petistas, tendo inclusive publicado, em 2007, o livro *Lula é Minha Anta* (MAINARDI, 2007), no qual agrupa diversos artigos escritos para sua coluna na Veja. Os trechos abaixo ilustram a posição de Mainardi como um grande crítico do governo do PT e de sua candidata Dilma Rousseff:

"Dilma Rousseff teve uma loja de produtos importados. O empreendimento durou menos de um ano e meio. Se Dilma Rousseff mostrar como presidente da República o mesmo talento que mostrou como empresária, o Brasil já pode ir fechando as portas."

Retirado de *"Dilma 1,99 Rousseff"* - 04/09/2010

"No futuro, quando alguém quiser relatar os fatos deste período, terá de recorrer necessariamente aos processos judiciais, que detalharam o modo lulista de se organizar, de se acumpliciar, de se infiltrar e de fazer negócios."

Retirado de *"A história em inquéritos"* - 20/03/2010

4. **Portal de Carlos Alberto Sardenberg**¹⁵ O portal contém artigos do jornalista para suas colunas nos jornais O Globo e O Estado de S. Paulo, além de outros textos de análise política e econômica. Além destas ocupações, Sardenberg também é comentarista da

¹⁴<http://veja.abril.com.br/blog/mainardi/>

¹⁵<http://www.sardenberg.com.br/site/index.php>

TV Globo e âncora da Rádio CBN, tecendo comentários sobre a economia mundial e brasileira. Os trechos abaixo transparecem seu posicionamento anti-governo:

"O governo Lula não quer fazer concessões à iniciativa privada porque está num ímpeto estatizante, em ano eleitoral. Só que o Estado não tem os recursos para fazer nada de substancial. Fica por isso mesmo."

Retirado de "As tarefas de Lula" - 22/03/2010

"É verdade que o país está de novo em um bom momento. Mas não é verdadeira a conclusão que o 'lulismo' tira disso: que isso tudo só está acontecendo porque Lula é o presidente."

Retirado de "A salvação?" - 01/04/2010

É válido ressaltar que os autores dos artigos muitas vezes colocam trechos de notícias, ou mesmo textos opinativos de outros autores, em seus escritos, colaborando para a riqueza da linguagem no corpus.

Outros veículos foram cogitados, como o Blog do Noblat¹⁶, o *blog* de Miriam Leitão para o jornal O Globo¹⁷, a coluna de Cristiana Lôbo para o portal G1¹⁸ e o *blog* de Celso Ming para o jornal O Estado de S. Paulo¹⁹. Os posicionamentos contidos nestes veículos, entretanto, não foram considerados claros o suficiente para os propósitos deste estudo.

Todos os artigos contidos nas colunas, *sites* e *blogs* selecionados foram publicados entre 01/01/2010 e 06/09/2010. O período fixado, por fazer parte de um ano eleitoral, encerra uma quantidade significativa de artigos pró e anti-governo - muitos deles focados na sucessão presidencial. Por este motivo, e também para manter o escopo do estudo atrelado às eleições 2010, artigos de anos anteriores não foram coletados. A extração dos documentos foi feita de forma automatizada com *scripts* escritos nas linguagens de programação Python e **UNIX Shell script**²⁰. Como os jornalistas eventualmente publicam sobre política mundial ou outros assuntos, foi feita uma filtragem nos artigos, de modo a restarem apenas aqueles que contêm pelo menos uma das seguintes palavras-chave: "Lula", "FHC", "Dilma", "Serra", "Marina", "PT", "PV", "PSDB". Todos os documentos foram, por fim, anonimizados, para que os nomes de seus autores não interferissem nos estudos.

¹⁶<http://oglobo.globo.com/pais/noblat/>

¹⁷oglobo.globo.com/economia/miriam/

¹⁸<http://g1.globo.com/platb/cristianalobo/>

¹⁹blogs.estadao.com.br/celso-ming/

²⁰Todos eles estão disponíveis no repositório *online* de Aline Bessa (<http://github.com/alibezz>)

Veículo	Coleta	Filtragem/Anonimização
Reinaldo Azevedo	2490	2377*
Augusto Nunes	579	450
Diogo Mainardi	40	32
Carlos Sardenberg	59	33
Conversa Afiada	375	337
Luis Nassif Online	994	525
Escrevinhador	222	179
Brasília, eu vi	34	24

Tabela 7.1: Quantidades de artigos disponíveis em cada etapa da construção do corpus. *Apenas 550, amostrados aleatoriamente, foram aproveitados.

Após filtragem e anonimização, restaram 1065 artigos pró-governo e 2747 anti-governo. Para os estudos feitos com o corpus, envolvendo o classificador Naïve Bayes e o modelo de tópicos L-LDA, reduziu-se a quantidade de documentos anti-governo para 1065, utilizando-se apenas 550 dos 2377 artigos extraídos do *blog* de Reinaldo Azevedo, amostrados aleatoriamente. Essa estratégia foi adotada porque o desempenho do Naïve Bayes se mostrou sensível a quantidades muito discrepantes de palavras por perspectiva. Como o uso do L-LDA estende as análises feitas com o classificador, decidiu-se manter o corpus idêntico para ambos os estudos.

O número de artigos coletados em cada veículo varia bastante, como pode ser observado na Tabela 7.1. No corpus **Bitterlemons**²¹, estudado por Lin et al., este comportamento também é observado, e os resultados obtidos são de alta qualidade (LIN et al., 2006). Isto reforça a ideia de que essa variação não interfere significativamente na qualidade dos experimentos feitos com o corpus deste estudo de caso.

7.2 IDENTIFICANDO PERSPECTIVAS COM UM CLASSIFICADOR NAÏVE BAYES

O primeiro estudo conduzido com esse corpus consiste na classificação dos artigos de acordo com suas perspectivas - problema fundamental na área de Mineração de Perspectiva (PANG; LEE, 2008). O classificador Naïve Bayes, escolhido para o estudo por sua simplicidade, se mostrou adequado para o problema: a taxa de acerto obtida foi de 89.43%; a precisão, de 89.68%; a métrica F1, de 89.42%. Assim como em outros artigos revisados para esta monografia (LIN et al., 2006) (MULLEN; MALOUF, 2006) (KLEBANOV; BEIGMAN; DIERMEIER, 2010), esses valores foram obtidos via validação cruzada de dez dobras. O bom desempenho do método indica que a simples análise das palavras utilizadas nos artigos - descon-

²¹A descrição deste corpus encontra-se na seção 3.1 desta monografia.

siderando, portanto, aspectos sintáticos e semânticos dos mesmos - já evidencia suas diferentes perspectivas.

Os valores obtidos com o classificador Naïve Bayes são comparáveis àqueles apresentados por Durant e Smith em seu trabalho sobre o posicionamento de *blogs* frente às atitudes de George W. Bush na guerra do Iraque (DURANT; SMITH, 2006): 89.77%. É válido ressaltar que, diferentemente da metodologia adotada por Durant e Smith, nenhuma palavra foi descartada no processamento dos textos para este estudo de caso. A alta taxa de acerto obtida encoraja estudos semelhantes ao desenvolvido por Durant e Smith, envolvendo *blogs* e *sites* políticos brasileiros escritos por cidadãos comuns.

Os artigos escolhidos para este corpus são compostos, muitas vezes, de textos de outros autores. Isto reforça o fato de que o classificador Naïve Bayes está efetivamente aprendendo as perspectivas dos documentos, em vez de estilos de escrita. De todo modo, assim como no estudo de Lin et al. com o corpus **Bitterlemons** (LIN et al., 2006), foi conduzido um experimento em que os artigos pertencentes aos conjuntos de treinamento e teste são escritos por autores diferentes. Se o que está sendo aprendido são de fato as perspectivas dos documentos, a performance do classificador não deve ser muito diferente da obtida na validação cruzada de dez dobras. Testando com artigos da coluna de Augusto Nunes e do *site* Conversa Afiada, e treinando com os demais, a taxa de acerto obtida foi de 92.79%, acompanhada de precisão de 93.32% e métrica F1 de 91.86%. Este experimento, portanto, ratifica os outros resultados, evidenciando que o classificador Naïve Bayes cumpre bem a tarefa de identificar as perspectivas pró e anti governo.

7.3 ILUSTRANDO A LINGUAGEM POR PERSPECTIVA

O bom desempenho do classificador Naïve Bayes indica que o simples processamento das palavras contidas nos artigos já é suficiente para a compreensão automática das perspectivas pró e anti governo. Para aprofundar o estudo sobre a linguagem de cada perspectiva, o modelo generativo L-LDA foi aplicado ao corpus. Cada artigo foi associado a dois tópicos: um genérico, igual para todos eles, e um referente à sua perspectiva (pró ou anti governo). Há, portanto, três tópicos diferentes nesta aplicação. O modelo relaciona as palavras contidas nos documentos a seus tópicos, de modo que aquelas mais comuns se associam mais frequentemente ao tópico genérico, enquanto outras, mais particulares de cada perspectiva, aos outros dois tópicos.

A Tabela 7.2 indica que as palavras utilizadas por autores com posicionamentos diferentes muitas vezes são as mesmas, diferindo apenas na forma como são enfatizadas. Os artigos anti-

Tópico	Palavras
Genérico	governo, brasil, serra, estado, lula, poder, presidente, nacional, vez, campanha, federal, história, pt, forma, pessoas, psdb, vida, brasileira, dinheiro, programa, texto, lei, ministro, nome, direito, brasileiro, momento, eleitoral, passado, ministério
Pró-Governo	serra, dilma, lula, psdb, presidente, pt, candidato, folha, tucano, eleições, partido, jornal, campanha, pesquisa, fhc, brasil, henrique, eleitoral, candidata, rousseff, globo, mundo, governador, entrevista, imprensa, presidência, petista, dem, candidatura, turno
Anti-Governo	dilma, lula, presidente, brasil, rousseff, pt, gente, candidata, mundo, candidato, petista, entrevista, partido, josé, eleições, chefe, tucano, presidência, sarney, eleitoral, petistas, fernando, casa, ministro, companheiro, amigo, planalto, brasileiros, senador, saber

Tabela 7.2: As trinta palavras mais frequentemente associadas aos tópicos Pró-Governo, Anti-Governo e Genérico, em ordem e excluindo-se artigos, preposições, conjunções e pronomes.

governo, por exemplo, dão muito destaque às palavras *lula* e *dilma*; os pró-governo, por sua vez, também enfatizam estas palavras, mas dão um destaque maior a *serra*, candidato à presidência pelo PSDB. A associação de palavras semelhantes, ainda que em intensidades diferentes, aos tópicos anti e pró governo advém do fato de que os artigos compartilham um tema geral - o governo brasileiro - e, conseqüentemente, o mesmo vocabulário básico. É diferente do que acontece quando os tópicos correspondem a temas diferentes em vez de perspectivas, como pode ser visto no trabalho de Ramage et al. sobre L-LDA e *tags* de *blogs* (RAMAGE et al., 2009).

As palavras na Tabela 7.2 estão ordenadas de acordo com o número de vezes que se associam aos tópicos, mas isto não é suficiente para compreender o quanto cada perspectiva realmente as enfatiza. Para compreender melhor o uso das palavras pelos diferentes pontos de vista do corpus, elas foram processadas pelo *software* wordle²², resultando nas figuras 7.1, 7.2 e 7.3. O tamanho das palavras nas imagens corresponde ao quanto elas se associam a cada tópico²³. As imagens 7.1 e 7.2 evidenciam o destaque dado aos políticos Lula, Dilma Rousseff e José Serra nos artigos analisados. A imagem 7.3 dá certo destaque a Lula e José Serra, mas também enfatiza outros termos, como *governo* e *brasil*, relacionados mais genericamente ao tema geral dos artigos: a política brasileira.

É válido ressaltar, por fim, que, apesar dos textos terem caráter opinativo, as palavras elen-

²²<http://wordle.net>

²³Os valores correspondentes a cada uma das palavras, por tópico, se encontra no **ANEXO BLA**.

serra



Figura 7.1: Representação gráfica para as trinta palavras mais frequentemente associadas ao tópico pró-governo.

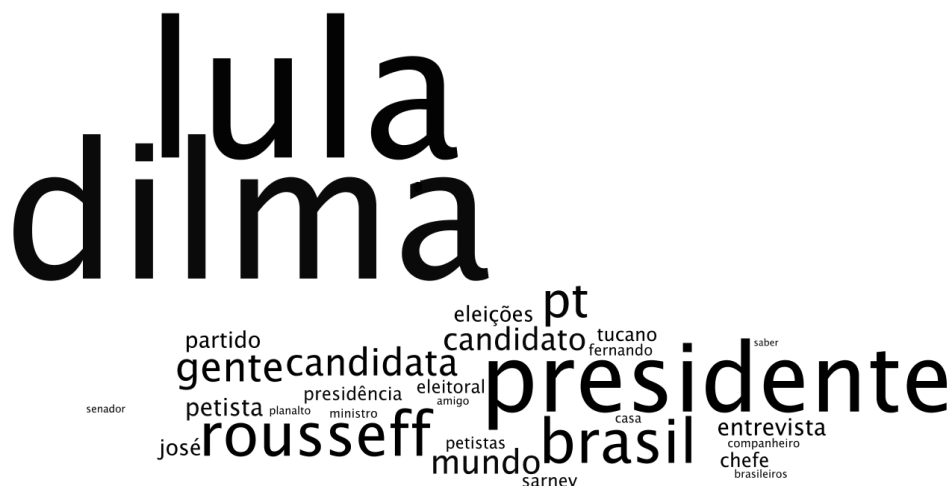


Figura 7.2: Representação gráfica para as trinta palavras mais frequentemente associadas ao tópico anti-governo.

cadadas na Tabela 7.2 não carregam uma polaridade natural, como no caso dos adjetivos "bom" ou "ruim". Para aprofundar o entendimento da relação que elas estabelecem com as perspectivas dos artigos, portanto, recomenda-se ler um número razoável de passagens de texto que as contenham. Alguns trechos foram selecionados abaixo, em caráter ilustrativo:

*"O que parece estarrecedor para quem nunca ouviu **Dilma** antes - e tenho colegas jornalistas que nunca a viram discursando ou dando **entrevista** - é absolutamente familiar para os frequentadores desta coluna. Que há nove meses têm acesso a veementes indícios, há muito transformados em provas documentais, de que **Dilma** é uma afronta imposta ao **Brasil** por **Lula**, num [sic] crime lesa-pátria sem perdão."*

Retirado de "O som perturbador do neurônio em ebulição", da coluna de Augusto Nunes -

7.4 CONCLUSÕES E ESTUDOS FUTUROS

Este estudo de caso, inicialmente, apresentou todos os passos envolvidos na criação de um corpus sobre a atual política brasileira, dividido entre as perspectivas pró e anti governo. É válido ressaltar que não foi encontrado nenhum outro corpus brasileiro desenvolvido para um estudo de Mineração de Perspectiva. A alta taxa de acerto obtida com um classificador Naïve Bayes, na identificação das perspectivas dos artigos, evidencia que a escolha de palavras feita por seus autores já reflete suficientemente seus pontos de vista, claramente antagônicos. Resultados semelhantes foram obtidos em outros corpora revisados neste projeto, conforme abordado no capítulo 4.

O experimento com o modelo de tópicos L-LDA, por sua vez, proporciona uma análise subjetiva da linguagem dos artigos, evidenciando os diferentes enfoques dados por cada perspectiva. As figuras 7.1 e 7.2, referentes, respectivamente, às perspectivas pró e anti governo, apresentam uma característica em comum: ambas enfatizam termos que têm a ver com o lado a que se opõem. No primeiro caso, a palavra *serra*, que corresponde ao candidato à presidência da oposição José Serra, é rapidamente visualizável. De forma análoga, no segundo caso, as palavras *lula* e *dilma*, que correspondem ao atual presidente e sua candidata, recebem mais destaque. Essas figuras também indicam que os artigos pró-governo dão mais enfoque a personalidades relacionadas à situação, como Lula e Dilma Rousseff, do que os anti-governo a personalidades da oposição, como José Serra ou Marina Silva. Essa última, inclusive, candidata à presidência pelo PV, não é mencionada nas palavras listadas na Tabela 7.2, o que indica que os veículos, no período analisado, concentraram seus antagonismos em personalidades políticas dos partidos PT, como Lula e Dilma Rousseff, e PSDB, como José Serra. Por fim, é importante frisar que não foi encontrado nenhum outro estudo de Mineração de Perspectiva que tenha feito uso do modelo de tópicos L-LDA para analisar o emprego de palavras por diferentes perspectivas.

Futuramente, pretende-se estender este estudo de caso a textos políticos escritos por cidadãos comuns em seus *blogs*, o que pode contribuir para a compreensão de como o brasileiro se posiciona politicamente na Internet. Além disso, o estudo também deve ser ampliado para identificar as perspectivas contidas nos comentários feitos aos artigos do corpus, a fim de se avaliar como eles refletem o posicionamento dos leitores em relação àquilo que leram. Este tipo de análise pode ajudar a compreender o impacto destes artigos em seus leitores e a formação de opinião na mídia brasileira *online*.

8 *TRABALHOS RELACIONADOS*

9 CONCLUSÃO

O trabalho onon ono non ono non ono non ono non ono non on n ono non ono non ono ono non ononon ono non ono non ono non ono non on

9.1 DIFICULDADES ENCONTRADAS

O trabalho onon ono non ono non ono non ono non ono non on n ono non ono non ono ono non ononon ono non ono non ono non ono non on

9.2 TRABALHOS FUTUROS

Pode-se indicar como trabalhos futuros:

n ono non ono non ono non ono non . n ono non ono non ono non ono non n ono non

ono non ono non ono non n ono non ono non ono non ono non **controlador** n ono non ono non ono ono non ononon ono non ono non ono non ono non on n ono no oo non ono ononon ono non ono non ono non ono non on

ono non ono o non ono non ono ono non ononon ono non ono non ono non ono non on n ono no oo non ono ononon ono non ono non ono non ono non ononon o

APÊNDICE A – RESULTADOS EXPERIMENTAIS

No no nnononono no n ono o nn.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AZEVEDO, R. *O país dos petralhas*. [S.l.]: Record, 2008. ISBN 978-85-01-08232-9.

BISHOP, C. *Pattern Recognition and Machine Learning*. [S.l.]: Springer, 2006. ISBN 0387310738.

CARPENTER, B. *Integrating out multinomial parameters in latent Dirichlet allocation and naive Bayes for collapsed Gibbs sampling*. [S.l.], 2010. Disponível em: <<http://lingpipe-blog.com/2010/07/13/collapsed-gibbs-sampling-for-lda-bayesian-naive-bayes/>>.

DURANT, K. T.; SMITH, M. D. Predicting the political sentiment of web log posts using supervised machine learning techniques coupled with feature selection. In: . [S.l.: s.n.], 2006. p. 187–206.

EFRON, M. Cultural orientation: Classifying subjective documents by cociation analysis. *Proceedings of the AAAI Fall Symposium on Style and Meaning in Language, Art, Music, and Design*, p. 41–48, 2004.

GRIFFITHS, T. L.; STEYVERS, M. Finding scientific topics. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, v. 101, p. 5228–5235, Abril 2004.

HIRST, G.; RIABININ, Y.; GRAHAM, J. Party status as a confound in the automatic classification of political speech by ideology. In: *Proceedings of JADT 2010*. [S.l.: s.n.], 2010. p. 173–182.

KLEBANOV, B. B.; BEIGMAN, E.; DIERMEIER, D. Vocabulary choice as an indicator of perspective. In: . [S.l.: s.n.], 2010. p. 253–257.

LIN, W.-H. et al. Which side are you on? identifying perspectives at the document and sentence levels. *CoNLL'06: Proceedings of the Conference on Natural Language Learning (CoNLL)*, 2006.

MAINARDI, D. *Lula e minha anta*. [S.l.]: Record, 2007. ISBN 8501080705.

MULLEN, T.; MALOUF, R. A preliminary investigation into sentiment analysis of informal political discourse. In: . [S.l.: s.n.], 2006. p. 159–162.

MULLEN, T.; MALOUF, R. Taking sides: User classification for informal online political discourse. *Internet Research*, v. 18, p. 177–190, 2008.

NG, A.; JORDAN, M. On discriminative vs. generative classifiers: A comparison of logistic regression and naive bayes. In: *NIPS '02*. [S.l.: s.n.], 2002. v. 15.

OGURI, P. *Aprendizado de Máquina para o Problema de Sentiment Classification*. Dissertação (Mestrado) — Pontificia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2006.

PANG, B.; LEE, L. *Opinion Mining and Sentiment Analysis*. [S.l.]: Foundations and Trends in Information Retrieval series. Now publishers, 2008.

POLANYI, L.; ZAENEN, A. Contextual valence shifters. In: *Proceedings of the AAAI Spring Symposium on Exploring Attitude and Affect in Text: Theories and Applications*. [S.l.: s.n.], 2004.

RAMAGE, D. et al. Labeled lda: A supervised topic model for credit attribution in multi-labeled corpora. In: . [S.l.: s.n.], 2009. p. 248–256.

RESNIK, P.; HARDISTY, E. *Gibbs Sampling for the Uninitiated*. [S.l.], 2009. Disponible em: <<http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.156.2875>>.

RESNIK, P.; HARDISTY, E. *Gibbs Sampling for the Uninitiated*. [S.l.], Abril 2010. Disponible em: <<http://hdl.handle.net/1903/10058>>.

TEUBERT, W. A province of a federal superstate, ruled by an unelected bureaucracy - keywords of the euro-sceptic discourse in britain. In: *Attitudes towards Europe: Language in the unification process*. [S.l.: s.n.], 2001. p. 45–86.

THOMAS, M.; PANG, B.; LEE, L. Get out the vote: Determining support or opposition from Congressional floor-debate transcripts. In: *Proceedings of EMNLP*. [S.l.: s.n.], 2006. p. 327–335.