

ANÁLISE DE SENTIMENTOS

IN1152 - RECUPERAÇÃO INTELIGENTE DE INFORMAÇÃO

Docente: Flávia Barros

Discentes: Cloves Rocha

Flávio Neves

Milton Morais

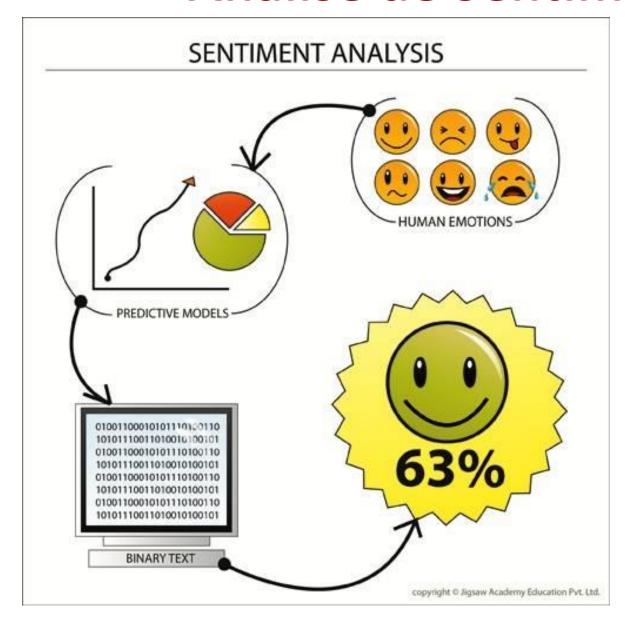


Roteiro

- Introdução
- Conceitos e Aplicações
- Etapas da Mineração de Opiniões
- Abordagens de Classificação de Polaridade
- A Mineração de Opiniões e suas Fontes de Dados
- Conclusão
- Referências



Análise de Sentimento



Introdução

- A mineração de opiniões, também chamada de análise de sentimento ou análise de subjetividade, é uma disciplina recente que congrega pesquisas:
 - Mineração de texto
 - Linguística computacional
 - Recuperação de informações
 - Inteligência artificial



Introdução

- O problema da mineração de opiniões pode ser estruturado em termos das seguintes tarefas genéricas:
 - Identificar as opiniões expressas sobre determinado assunto ou alvo em um conjunto de documentos
 - Classificar a orientação ou polaridade desta opinião, isto é, se tende a positiva ou negativa
 - Apresentar os resultados de forma agregada e sumarizada



O processo de Mineração de Textos

- Opiniões têm grande influência sobre o comportamento das pessoas:
- Decisões simples são frequentemente baseadas em opiniões de pessoas próximas, de especialistas, ou de estudos conduzidos por instituições especializadas
 - Por exemplo:
 - Qual carro comprar
 - Qual filme ver
 - Em que ações investir



Conceitos e Aplicações

- A análise de sentimentos é uma disciplina recente que busca identificar conteúdo de opinião, e determinar o sentimento, percepção ou atitude do público em relação ao alvo desta opinião:
 - Redes sociais
 - Fóruns
 - Tweets
 - Jornais on-line
 - Sites para avaliação de produtos e serviços

Aplicações











- A mineração de opiniões opera sobre porções de texto de quaisquer tamanho e formato, tais como:
 - Páginas web
 - Posts
 - Comentários
 - Tweets
 - Revisões de produto
- Toda opinião é composta de pelo menos dois elementos chave: um alvo e um sentimento sobre este alvo.



Alvo

- Pode ser uma entidade, aspecto de uma entidade, ou tópico, representando:
 - Produto
 - Pessoa
 - Organização
 - Marca
 - Evento

Sentimento

Emoção que o autor da opinião tem a respeito do alvo.

Formalmente, uma opini\u00e3o corresponde a uma qu\u00eantupla (ei, aij, sijki, hk, ti).

ei : é o nome de uma entidade

aij: é um aspecto da entidade ei(opcional)

sijkl : é a polaridade do sentimento sobre aspecto **a**ij que tem como alvo a entidade **e**i

h_k : é o detentor do sentimento (i.e. quem expressou o sentimento), também chamado de fonte de opinião

 \mathbf{t} /: é o instante no qual a opinião foi expressa por \mathbf{h} k.



- Cláudio 3 de setembro de 2013: "Adorei o hotel Vida Mansa.
 Os quartos do hotel são super espaçosos, com uma vista linda
 para o mar. Pena que não há wi-fi nos quartos".
 - (Vida Mansa, geral, positivo, Cláudio, 03/09/2013)
 - (Vida Mansa, quarto, positivo, Cláudio, 03/09/2013)
 - (Vida Mansa, vista, positivo, Cláudio, 03/09/2013)
 - (Vida Mansa, wi-fi, negativo, Cláudio, 03/09/2013)

Níveis de Análise Textual

- A detecção do sentimento em um texto pode ocorrer em diferentes granularidades, sendo que a decisão do nível está sujeita ao contexto e aplicação.
- A análise pode ser em nível de:
 - Documento
 - Sentença
 - Entidade e Aspecto

Tipos de Opiniões e Análise Linguística

- Opiniões referem-se a conteúdo subjetivo, escrito em linguagem natural.
- A forma como as opiniões estão expressas influencia diretamente a habilidade de processá-las corretamente:
 - Regulares ex. "Este filme é muito bom"
 - Comparativas ex. "O teclado deste telefone é muito melhor do que o do meu telefone antigo"
 - Diretas ex. "Aquela geladeira é de ótima qualidade"
 - Indiretas ex. "Minha gripe piorou depois que tomei este remédio"
 - Implícitas ex. "Formou-se um vale no colchão que comprei na semana passada"
 - explícitas ex. "Ótimo comutador"



Roteiro

- Conceitos e Aplicações
- Introdução
- Etapas da Mineração de Opiniões
- Abordagens de Classificação de Polaridade
- A Mineração de Opiniões e suas Fontes de Dados
- Conclusão
- Referências

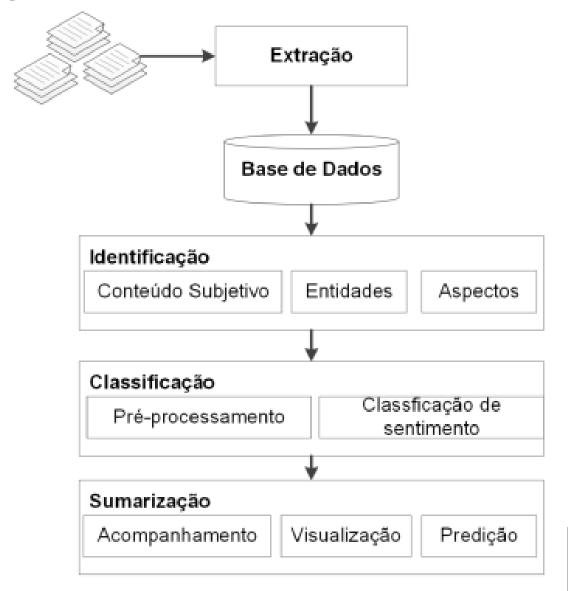


Etapas da Análise de Sentimento

 A mineração de opinião pode ser caracterizada em termos de três grandes tarefas:



Etapas da Analise de Sentimento





Identificação



 Mecanismo de busca retorna uma coleção dos documentos referentes à entidade consultada, a qual é considerada como alvo de todas opiniões expressas nos documentos.

Classificação da Polaridade

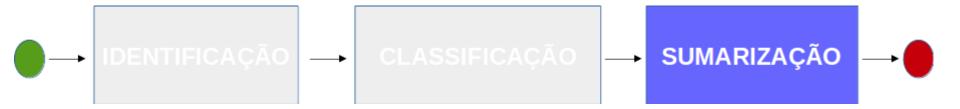


2. A etapa de classificação envolve, para cada documento, seu préprocessamento para identificação das features de interesse com base nas classes morfológicas das palavras, e a definição de sua polaridade.

Classificação da Polaridade

- A classificação da polaridade não é um problema trivial, já que lidamos com sentimentos. Entre os principais desafios:
 - O uso de palavras de sentimento pode ser enganoso
 - ex. "https://www.youtube.com/watch?v=iiEE_aGu0jU"
 - Muitos domínios são caracterizados pelo uso frequente de ironias ou sarcasmo
 - A opinião pode depender do observador
 - A polaridade de conteúdo subjetivo nem sempre é objeto de consenso

Sumarização



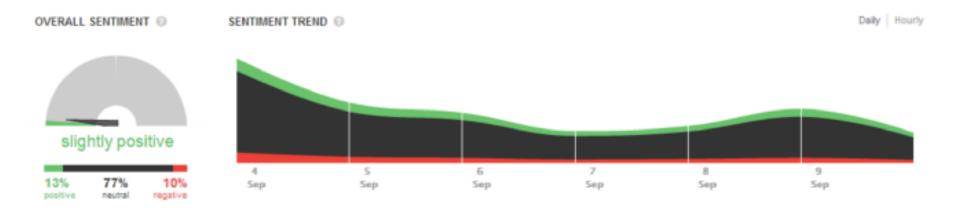
3. Finalmente, esta proposta não envolve explicitamente a etapa de sumarização, mas os documentos polarizados podem ser a entrada para várias aplicações, tais como geração de estatísticas, identificação de fóruns com posts abusivos (flames), etc

Sumarização





Sumarização



Sentimento extraído de mídias sociais em relação à Microsoft (Fonte: UberVU).

Roteiro

- Conceitos e Aplicações
- Introdução
- Etapas da Mineração de Opiniões
- Abordagens de Classificação de Polaridade
- A Mineração de Opiniões e suas Fontes de Dados
- Conclusão
- Referências



Abordagens de Classificação de Polaridade

- As abordagens de classificação podem ser divididas em quatro grandes grupos:
 - Baseada em léxicos opinativos
 - Aprendizagem de máquina
 - Estatísticas
 - Semânticas



- O aspecto central desta abordagem é o uso de léxicos de sentimentos
 - Que são compilações de palavras ou expressões de sentimento associadas à respectiva polaridade
- Exemplos:
 - "Pizza quente é bom | ótimo" (+) Bom = pos.
 - "Pizza fria é péssimo | horrível" (-) Horrível = neg.

- Coocorrência entre alvo e sentimento:
 - Não leva em consideração nem a ordem dos termos dentro de um documento, nem suas relações léxicosintáticas
 - Para a classificação do sentimento em um texto, basta que exista uma palavra de sentimento
 - ex. "O iPhone é muito bom",
 - A polaridade positiva da palavra "bom" é associada à entidade iPhone.

- Parsers linguísticos:
 - Propósito de analisar o texto é aumentar a qualidade da classificação com base em informações morfossintáticas presentes
 - ex. sujeito, predicado, dependências, funções sintáticas, etc.
 - Recursos para a língua portuguesa são escassos, quando comparado à língua inglesa

- A maioria dos léxicos existentes são dependentes de idioma e foram feitos estritamente para a língua inglesa, como:
 - General Inquirer
 - OpinionFinder
 - SentiWordNet
 - WordNetAffect
- Já para a língua portuguesa estão disponíveis:
 - OpLexicon (português do Brasil)
 - SentiLex-PT (português de Portugal)
- Outro exemplo:
 - Linguistic Inquiry andWord Counts (LIWC), disponível em vários idiomas



- Léxicos são de pouca valia quando considerados em textos gerados em mídias informais
 - ex. redes sociais, tweets
 - Expressões regionais
 - Gírias
 - Abreviaturas típicas da internet

- O objetivo principal das técnicas de aprendizado de máquina é:
 - Descobrir automaticamente regras gerais em grandes conjuntos de dados
 - Que permitam extrair informações implicitamente representadas
- As técnicas de aprendizagem de máquina podem ser divididas em dois tipos:
 - Aprendizado supervisionado
 - Aprendizado não supervisionado



- Na área de análise de sentimentos, há um predomínio do uso de métodos supervisionados de aprendizagem, mais especificamente:
 - Classificação
 - Regressão

- Neste contexto, o problema de classificação é dividido em dois passos:
 - Aprender um modelo de classificação sobre um corpus de treinamento previamente rotulado com as classes consideradas
 - ex. positivo, negativo
 - Prever a polaridade de novas porções de texto com base no modelo resultante.

- Algoritmos de classificação mais usados nesta área:
 - Support Vector Machine
 - Naïve Bayes
 - Maximum Entropy
 - Algoritmos baseados em redes neurais

- A qualidade do modelo preditivo resultante da etapa de aprendizagem é medida em termos de métricas como:
 - Acurácia
 - Precisão
 - Revocação

- Alguns trabalhos obtêm taxas de precisão muito maiores na classificação da polaridade negativa, do que na positiva
 - Dificuldades próprias ao domínio
 - Dificuldade em tratar ironia e sarcasmo

- Abordagens estatísticas, ou não supervisionadas baseiam-se na premissa de que palavras que traduzem opiniões frequentemente são encontradas juntas no corpus dos textos
- Se a palavra ocorre mais frequentemente junto a palavras positivas (negativas) no mesmo contexto, então é provável que seja positiva (negativa)
- Igual frequência, a palavra deve ser neutra



- A polaridade de uma palavra desconhecida pode ser determinada calculando a coocorrencia com uma palavra notadamente positiva (negativa), tal como:
 - ex. "excelente" ou "péssimo"
- A técnica mais representativa nesta categoria é a Pointwise Mutual Information (PMI)

$$PMI(x, y) = \log_2\left(\frac{Pr(x \land y)}{Pr(x)Pr(y)}\right)$$

Pr(x e y) é a probabilidade de coocorrência dos termos x e y

Pr(x).Pr(y) é a probabilidade de coocorrência se são estatisticamente independentes

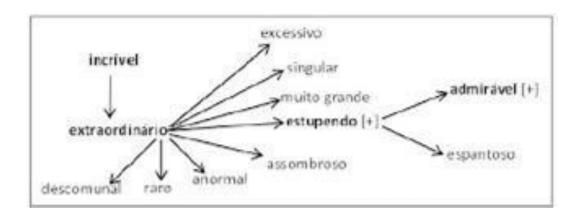
- Outras técnicas na mesma abordagem são:
 - Semantic-orientation Latent Semantic Analysis (SO-LSA)
 - Usa a LSA para calcular a força da associação semântica entre dois termos, através da análise estatística entre eles
 - Latent Dirichlet Allocation (LDA)
 - Muito utilizada para a extração de tópicos em textos

Abordagem Semântica

- A abordagem Semântica é bastante parecida com a estatística
 - Exceto que a polaridade é calculada em termos de alguma medida de distância entre termos
- O princípio das técnicas nesta categoria é que palavras semanticamente próximas devem ter a mesma polaridade.
 - ex. O WordNet provê diferentes relacionamentos entre palavras que podem ser usadas para calcular a polaridade do sentimento, tais como:
 - Sinônimos
 - Antônimos

Abordagem Semântica

- Pode ser usada como complemento a outras abordagens
- Forma de expansão ou de aquisição de vocabulário específico, na ausência de bons léxicos de sentimento



Roteiro

- Conceitos e Aplicações
- Introdução
- Etapas da Mineração de Opiniões
- Abordagens de Classificação de Polaridade
- Análise de Sentimentos e suas Fontes de Dados
- Conclusão
- Referências



Análise de Sentimentos e suas Fontes de Dados

- Uma parcela significativa dos trabalhos na área de análise de sentimentos concentra-se na revisão de produtos, como já mencionado
- Este foco é justificado pelo interesse comercial nesta classe de aplicação e pela grande disponibilidade de dados
- Mas do ponto de vista computacional, revisões de produtos apresentam uma série de propriedades que facilitam a análise de sentimentos

Análise de Sentimentos e suas Fontes de Dados

- Bom volume de sentimentos/opiniões sobre uma mesma entidade ou relativa a um domínio, e
- Definição clara da entidade alvo

Revisão de Produtos

- O uso de vocabulário
 - Muito coloquial
 - Gírias
 - Emoticons
 - Ironias
 - ex. Twitter, comentários

Revisão de Produtos

- Assim, dado o foco claro, e a menor quantidade de ruído, os problemas computacionais inerentes podem ser mais facilmente:
 - Identificados
 - Estruturados
 - Tratados

Análise de Sentimento em Nível de Documento

- Um dos trabalhos precursores nesta área foi desenvolvido por Turney, P. D. (2002)
 - Qual a motivação desse trabalho?
 - É agregar ao resultado de uma busca sobre revisões de um produto/serviço, informação sobre a recomendação (Thumbs up) ou não (Thumbs down) deste

Análise de Sentimento em Nível de Documento

- Suas principais características são:
 - Análise em nível de documento
 - Uso de abordagem estatística para classificação de polaridade
 - Identificação de porções de texto com sentimento usando informação morfológica

Análise de Sentimento em Nível de Aspecto de Documentos

- A análise de um produto em nível de documento permite derivar uma avaliação geral do mesmo
 - Em revisões onde existem sentimentos mistos expressos sobre a mesma entidade, pode-se chegar a uma situação de neutralidade em caso de médias

Análise de Sentimentos em Notícias e Blogs

 A análise de sentimentos em textos não estruturados é bem mais complexa que em revisões de produtos

Desafios a serem enfrentados...

- O texto pode conter opiniões sobre múltiplos alvos, e não é fácil reconhecê-los
- O conteúdo de opinião é mais esparso no texto
- Dados os dois problemas anteriores, a associação da entidade alvo com opinião fica ainda mais complexa
- Alguns tipos de texto, como notícias, tendem a não explicar a opinião diretamente, fazendo-o através de artifícios
 - ex. frases atribuídas a outras pessoas citadas na notícia
- É difícil distinguir entre conteúdo ruim
 - ex. um terremoto
 - E uma opinião boa sobre um conteúdo ruim
 - ex. elogiar o socorro às vítimas de um terremoto



Monitoramento de entidades em jornais e blogs

- Um sistema de análise de sentimentos em notícias e blogs que monitore o sentimento do público geral em relação a determinadas entidades, como pessoas, locais ou marcas
- Assume-se que entidades analisadas possuem características singulares, tais como:



Atletas



Celebridades



Políticos



Criminosos

Análise de sentimentos em notícias

- Segundo Blahur é a identificação de conteúdo subjetivo em notícias.
 - Exceto por jornais sensacionalista, este tipo de texto evita expressar explicitamente sentimentos, com objetivo de manter a seriedade e a suposta neutralidade da notícia
- Opiniões neste meio são expressas de forma bem mais sutil, e são linguisticamente difíceis de serem identificadas:
 - Argumentações tendenciosas
 - Omissão ou destaque de fatos em detrimento de outros

Mídia Social

- A mineração em mídias sociais têm a informalidade deste tipo de meio como um dos seus principais desafios
- Não apenas o vocabulário pode ser bem específico e volátil, como:
 - O número de erros de digitação
 - Ortografia
 - Gramaticais pode invalidar a contribuição de análises linguísticas.

Mídia Social

- Por outro lado, o volume da dados gerados sobre cada tópico é tão grande, quando comparado com outras fontes, que tais erros podem não ser relevantes
- Um dos focos de trabalhos de mineração de opinião no Twitter, é o da capacidade de previsão, justamente com base neste grande volume



Previsão de indicadores de rentabilidade de filmes

- A popularidade do Twitter é tal que organizações têm utilizado esta plataforma para divulgação e marketing de suas marcas e produtos
- Este é o caso de filmes, onde produtores têm investido massivamente em publicidade e marketing voltado aos usuários do Twitter

Previsão do comportamento da bolsa de valores

Bollen et al.

- Realizaram experimentos para verificar se sentimento expresso no Twitter
 - · chamado no trabalho de humor,
- Tem influência sobre a bolsa de valores,
- Pode ser utilizado para prever seu comportamento usando o índice Dow Jones
- Para desenvolver um modelo preditivo
 - Que correlacione as séries temporais das polaridades dos sentimentos e das emoções com a série temporal Down Jones Industrial Average (DIJA)
 - Pode-se utilizar um método baseado em redes neurais fuzzy
 - self-organizing fuzzy neural network SOFNN



Roteiro

- Conceitos e Aplicações
- Introdução
- Etapas da Mineração de Opiniões
- Abordagens de Classificação de Polaridade
- A Mineração de Opiniões e suas Fontes de Dados
- Conclusão
- Referências



Conclusões

- A análise de sentimentos é uma área de crescente interesse
- Discutimos conceitos básicos:
 - Os desafios na detecção de sentimento e de seu alvo, e
 - -Técnicas que podem ser usadas para:
 - Identificar
 - Classificar a polaridade
 - Agregar o sentimento expresso
- A área ainda apresenta muitos problemas e oportunidades
- Novas aplicações devem estabelecer soluções para:
 - Streaming de dados
 - -Apoio a decisão baseado em sentimento
 - Predições
 - Entre tantas outras



- [1] Aggarwal, C. C. and Zhai, C. (2012). Mining text data. Springer.
- [2] Archak, N., Ghose, A., and Ipeirotis, P. G. (2007). Show me the money!: deriving the pricing power of product features by mining consumer reviews. In Proceedings of the 13th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining, pages 56–65. ACM.
- [3] Asur, S. and Huberman, B. A. (2010). Predicting the future with social media. In Web Intelligence and Intelligent Agent Technology (WI-IAT), 2010 IEEE/WIC/ACM International Conference on, volume 1, pages 492–499. IEEE.
- [4] Baccianella, S., Esuli, A., and Sebastiani, F. (2010). Sentiwordnet 3.0: An enhanced lexical resource for sentiment analysis and opinion mining. In LREC, volume 10, pages 2200–2204.
- [5] Balahur, A., Kozareva, Z., and Montoyo, A. (2009a). Determining the polarity and source of opinions expressed in political debates. In Computational Linguistics and Intelligent Text Processing, pages 468–480. Springer.
- [6] Balahur, A., Steinberger, R., Goot, E. v. d., Pouliquen, B., and Kabadjov, M. (2009b). Opinion mining on newspaper quotations. In Web Intelligence and Intelligent Agent Technologies, 2009. WI-IAT'09. IEEE/WIC/ACM International Joint Conferences on, volume 3, pages 523–526. IET.
 - [7] Balahur, A., Steinberger, R., Kabadjov, M., Zavarella, V., Van Der Goot, E., Hal-kia, M., Pouliquen, B., and Belyaeva, J. (2010). Sentiment analysis in the news. In Proceedings of LREC, volume 10.
 - [8] Bollen, J., Mao, H., and Zeng, X. (2011). Twitter mood predicts the stock market Journal of Computational Science, 2(1):1–8. Net.

- [9] Bruce, R. F. and Wiebe, J. M. (1999). Recognizing subjectivity: a case study in manual tagging. Natural Language Engineering, 5(2):187–205.
- [10] Calais Guerra, P. H., Veloso, A., Meira Jr, W., and Almeida, V. (2011). From bias to opinion: a transfer-learning approach to real-time sentiment analysis. In Proceedings of the 17th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining, pages 150–158. ACM.
- [11] Carvalho, P., Sarmento, L., Silva, M. J., and de Oliveira, E. (2009). Clues for detecting irony in user-generated contents: oh...!! it's so easy;-). In Proceedings of the 1st international CIKM workshop on Topic-sentiment analysis for mass opinion, pages 53–56. ACM.
- [12] Dave, K., Lawrence, S., and Pennock, D. M. (2003). Mining the peanut gallery: Opinion extraction and semantic classification of product reviews. In Proceedings of the 12th international conference on World Wide Web, pages 519–528. ACM.
- [13] Dey, L. and Haque, S. (2009). Opinion mining from noisy text data. International journal on document analysis and recognition, 12(3):205–226.
- [14] Fellbaum, C. (2010). WordNet. Springer.
- [15] Ghani, R., Probst, K., Liu, Y., Krema, M., and Fano, A. (2006). Text mining for product attribute extraction. ACM SIGKDD Explorations Newsletter, 8(1):41–48.
- [16] Godbole, N., Srinivasaiah, M., and Skiena, S. (2007). Large-scale sentiment analysis for news and blogs. In Proceedings of the International Conference on Weblogs and Social Media (ICWSM), volume 2.



- [17] Hu, M. and Liu, B. (2004). Mining and summarizing customer reviews. In Proceedings of the tenth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining, pages 168–177. ACM.
- [18] Ku, L., Liang, Y., and Chen, H. (2006). Opinion extraction, summarization and tracking in news and blog corpora. In Proceedings of AAAI-2006 Spring Symposium on Computational Approaches to Analyzing Weblogs, number 2001.
- [19] Liu, B. (2010). Sentiment analysis and subjectivity. Handbook of natural language processing, 2:568.
- [20] Liu, B. (2012). Sentiment analysis and opinion mining. Morgan & Claypool Publishers.
- [21] O'Connor, B., Balasubramanyan, R., Routledge, B. R., and Smith, N. A. (2010). From tweets to polls: Linking text sentiment to public opinion time series. ICWSM, 11:122–129.
- [22] Pak, A. and Paroubek, P. (2010). Twitter as a corpus for sentiment analysis and opinion mining. In LREC.
- [23] Pang, B. and Lee, L. (2008). Opinion mining and sentiment analysis. Foundations and trends in information retrieval, 2(1-2):1–135.
- [24] Pang, B., Lee, L., and Vaithyanathan, S. (2002). Thumbs up?: sentiment classification using machine learning techniques. In Proceedings of the ACL-02 conference on Empirical methods in natural language processing-Volume 10, pages 79–86. Association for Computational Linguistics.
- [25] Pennebaker, J. W., Chung, C. K., Ireland, M., Gonzales, A., and Booth P. L. (2007). The development and psychometric properties of liwc2007. Austin, T.

- [26] Sarawagi, S. (2008). Information extraction. Foundations and trends in databases, 1(3):261–377.
- [27] Sarmento, L., Carvalho, P., Silva, M., and de Oliveira, E. (2009). Automatic creation of a reference corpus for political opinion mining in user-generated content. In Proceedings of the 1st international CIKM workshop on Topic-sentiment analysis for mass opinion, pages 29–36. ACM.
- [28] Silva, M., Carvalho, P., and Sarmento, L. (2012). Building a sentiment lexicon for social judgement mining. Computational Processing of the Portuguese Language, pages 218–228.
- [29] Souza, M., Vieira, R., Busetti, D., Chishman, R., and Alves, I. M. (2011). Cons-
- truction of a portuguese opinion lexicon from multiple resources. In The 8th Brazilian
- Symposium in Information and Human Language Technology (STIL 2011), Cuiabá,
- Brazil.
- [30] Stone, P. J., Dunphy, D. C., and Smith, M. S. (1966). The general inquirer: A
- computer approach to content analysis.
- [31] Strapparava, C. and Valitutti, A. (2004). Wordnet affect: an affective extension of
- wordnet. In LREC, volume 4, pages 1083–1086.
- [32] Tan, P.-N., Steinbach, M., and Kumar, V. (2006). Introduction to data mining. Ad-
- dison Wesley.
- [33] Thet, T., Na, J., and Khoo, C. (2010). Aspect-based sentiment analysis of movie
- reviews on discussion boards. Journal of Information Science, 36(6):823–848.
- [34] Tsytsarau, M. and Palpanas, T. (2012). Survey on mining subjective data on the web.

64

Data Mining and Knowledge Discovery, 24(3):478–514.

- [35] Tumasjan, A., Sprenger, T., Sandner, P., and Welpe, I. (2010). Predicting elections
- with twitter: What 140 characters reveal about political sentiment. In Proceedings of
- the Fourth International agai conference on weblogs and social media, pages 178–185.
- [36] Tumitan, D. and Becker, K. (2013). Tracking sentiment evolution on user-generated
- content: A case study in the brazilian political scene. In Brazilian Symposium on
- Databases (SBBD), page 6. SBC. A ser publicado.
- [37] Turney, P. D. (2002). Thumbs up or thumbs down?: semantic orientation applied to
- unsupervised classification of reviews. In Proceedings of the 40th annual meeting on
- association for computational linguistics, pages 417–424. Association for Computati-
- onal Linguistics.
- [38] Wiebe, J. and Riloff, E. (2005). Creating subjective and objective sentence classifiers
- from unannotated texts. In Computational Linguistics and Intelligent Text Processing,
- pages 486–497. Springer.
- [39] Wiebe, J., Wilson, T., and Cardie, C. (2005). Annotating expressions of opinions
- and emotions in language. Language resources and evaluation, 39(2-3):165–210.

