

# Revista Eletrônica de Sistemas de Informação

## ISSN 1677-3071

V. 14, n. 2

mai-ago 2015 - Edição Temática sobre Análise de Redes Sociais e Mineração

doi:10.21529/RESI.2015.1402

### Sumário

#### Editorial

[EDITORIAL](#)

*Jonice Oliveira*

#### BrASNAM

[EXTRAÇÃO, CARACTERIZAÇÃO E ANÁLISES DE DADOS DE CURRÍCULOS LATTES](#)

*Luciano Antonio Digiampietri, Jesús Pascual Mena-Chalco, José Jesús Pérez-Alcázar, Esteban Fernandez Tuesta, Karina Valdivia Delgado, Rogério Mugnaini, Gabriela Scardine Silva, Jamison José da Silva Lima*

[ANÁLISE DE SENTIMENTO DE TWEETS COM FOCO EM NOTÍCIAS](#)

*Paula Nascimento, Bruno Osiek, Geraldo Xexéo*

[MEDINDO SENTIMENTOS NO TWITTER POR MEIO DE UMA ESCALA PSICOMÉTRICA](#)

*Pollyanna Gonçalves, Wellington José das Dores, Fabricio Benevenuto*

[BOTS SOCIAIS: COMO ROBÔS PODEM SE TORNAR INFLUENTES NO TWITTER](#)

*Johnnatan Messias, Lucas Schmidt, Ricardo Oliveira, Fabricio Benevenuto*



Este trabalho está licenciado sob uma [Licença Creative Commons Attribution 3.0](#).

ISSN: 1677-3071

Esta revista é (e sempre foi) eletrônica para ajudar a proteger o meio ambiente, mas, caso deseje imprimir esse artigo, saiba que ele foi editorado com uma fonte mais ecológica, a *Eco Sans*, que gasta menos tinta.

*This journal is (and has always been) electronic in order to be more environmentally friendly. Now, it is desktop edited in a single column to be easier to read on the screen. However, if you wish to print this paper, be aware that it uses Eco Sans, a printing font that reduces the amount of required ink.*

# ANÁLISE DE SENTIMENTO DE TWEETS COM FOCO EM NOTÍCIAS

## SENTIMENT ANALYSIS OF NEWS TWEET MESSAGES

(artigo submetido em abril de 2013)

**Paula Nascimento**

Programa de Engenharia de Sistemas e  
Computação, Instituto Alberto Luiz Coimbra  
de Pós-Graduação e Pesquisa de Engenharia  
Universidade Federal do Rio de Janeiro  
(UFRJ)  
pcn@cos.ufrj.br

**Bruno Adam Osiek**

Programa de Engenharia de Sistemas e  
Computação, Instituto Alberto Luiz Coimbra  
de Pós-Graduação e Pesquisa de Engenharia  
Universidade Federal do Rio de Janeiro  
(UFRJ)  
bao@cos.ufrj.br

**Geraldo Xexéo**

Programa de Engenharia de Sistemas e Computação,  
Instituto Alberto Luiz Coimbra de Pós-Graduação e Pesquisa de Engenharia  
Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ)  
xexeo@cos.ufrj.br

### **ABSTRACT**

*The curiosity of knowing what people think and how they feel about daily events has always existed. With the advent of Web 2.0 and the wide dissemination of people's opinions through the World Wide Web, this interest has become even greater, leaving the personal level and reaching companies' marketing activities. In this study, we aim to please this curiosity by examining people's reaction to news published in the media. To achieve this goal, we developed a tool capable of determining the polarity of texts collected via the microblogging service Twitter and analyzing these opinions, with respect to if people tend to classify news related to three previously selected topics as positive or negative. For this, we used different classifiers based on language models. By the end of the experiment, it was also possible to evaluate the performance of these classifiers when working with tweets written in Brazilian Portuguese.*

*Key-words: news; twitter; sentiment analysis; language model classifiers*

### **RESUMO**

A curiosidade de saber o que as pessoas pensam e como se sentem em relação aos acontecimentos do dia a dia sempre existiu. Com o avanço da Web 2.0 e a ampla divulgação da opinião das pessoas na rede de computadores, este interesse passou a ser ainda maior, saindo do aspecto pessoal e atingindo também as ações de *marketing* das empresas. Neste trabalho, buscamos satisfazer essa curiosidade por meio da análise da reação da população em relação a notícias divulgadas na mídia. Para atingir este objetivo, foi desenvolvida uma ferramenta capaz de determinar a polaridade de textos coletados do serviço de *microblogging* Twitter, analisando essas opiniões para identificar se as pessoas tendem a classificar notícias, relacionadas a 3 tópicos previamente selecionados, como positivas ou negativas. Foram utilizados diferentes classificadores baseados em modelos de linguagem e, ao fim do experimento, foi possível avaliar o desempenho desses classificadores ao trabalhar com *tweets* em português brasileiro.

Palavras-chave: notícias; twitter; análise de sentimento; classificadores de modelos de linguagem

## 1 INTRODUÇÃO

O conceito de *microblogging* surgiu em meados de 2006, quando uma nova iniciativa de rede social foi criada com uma proposta simples: permitir aos seus usuários divulgarem o que estão fazendo (140 CHARACTERS, 2009). Nascia então o Twitter, considerado, na época, apenas mais uma rede social. Com ele surgia também uma nova forma de comunicação na Internet, pela qual as pessoas podiam divulgar qualquer tipo de informação, em tempo real, para todos aqueles ligados à sua rede. No princípio, o limite de 140 caracteres parecia uma simples limitação da plataforma, mas foi determinante para o uso que as pessoas dariam e o modo como elas se expressariam nessa rede. O fato de ser em tempo real, rápido e fácil publicar conteúdo no Twitter, fez com que as pessoas interagissem mais com a ferramenta (ZHAO & ROSSON, 2009). Esse modelo de interação permitiu que, mais tarde, o Twitter se tornasse uma rede baseada na troca de informações, em que o dado transmitido é a opinião dos usuários (TWITTER, 2013).

Dois fatores influenciaram fortemente para que o Twitter não fosse visto apenas como mais uma rede social. O primeiro deles foi o alto nível de popularidade atingido por esta ferramenta. Em junho de 2012, considerando apenas as cidades de São Paulo e Rio de Janeiro, cerca de 41.200.000 de pessoas geraram aproximadamente 2,3 bilhões de *tweets* emitindo suas opiniões (SEMIOCAST, 2012), o que demonstra a força dessa rede como fonte geradora de conteúdo subjetivo na Internet. Já o segundo fator está relacionado ao uso dado a esta rede pelos seus usuários. Eles não somente a utilizam para divulgar informações sobre si, como previsto inicialmente, mas também a utilizam para compartilhar opiniões e informações sobre fatos e eventos em geral (NAAMAN e BOASE, 2010). Essa característica de uso faz do Twitter um *feed* de notícias baseado em pessoas (ZHAO & ROSSON, 2009), tornando-o uma ferramenta muito importante para dois perfis de usuários: aqueles que buscam informação e aqueles que querem divulgar amplamente suas informações (JAVA *et al.*, 2007). A união destes fatores torna o Twitter uma importante fonte de opiniões e sentimentos sobre eventos e acontecimentos, que podem ser analisados e, posteriormente, utilizados em diversas áreas, como política, social e até mesmo *marketing* empresarial, conforme verificado por Li e Li (2011).

A importância de avaliar o sentimento das mensagens divulgadas no Twitter, os *tweets*, já foi identificada em diversos trabalhos. Em Li e Li (2011), foi possível observar que 20% dos *tweets* publicados estão relacionados a marcas e expressam opinião sobre a empresa ou produto relacionado. Aliado a esta informação está o fato de que 83% dos profissionais de *marketing* utilizam as mídias sociais para avaliar o desempenho da empresa em que trabalham perante a população (STELZNER, 2012). Outro estudo apresentado em Kwak *et al.* (2010), cujo objetivo era justamente avaliar o potencial do Twitter como uma rede de informação, mostrou que mais de 85% dos *tweets* criados estão relacionados a

manchetes de jornal e demais notícias divulgadas na mídia. Além disso, o fato de o Twitter permitir o compartilhamento em tempo real faz com que essa ferramenta permita captar o sentimento do usuário no momento em que ele soube da notícia em questão, o que o motiva a expressar sua emoção antes que outros fatores o influenciem e diminuam a intensidade do sentimento gerado (SLOMAN *et al.*, 2005).

Este trabalho visa a avaliar a reação das pessoas em relação às notícias compartilhadas na mídia por meio da análise de publicações feitas no Twitter. O objetivo é concluir, a partir dos sentimentos expostos nos *tweets*, se a população achou um determinado fato positivo ou negativo. Foram escolhidas três categorias de assunto a serem investigadas e, para cada uma delas, foi verificado se as notícias daquele dado tópico são vistas de modo positivo ou negativo. A análise de sentimento dos *tweets* foi realizada por meio de experimento supervisionado, utilizando classificadores de linguagem. Este trabalho também busca realizar uma comparação entre três diferentes classificadores de linguagem para verificar qual deles se adequa melhor às características das mensagens coletadas através do Twitter e consegue obter melhor resultado ao tratar textos em português brasileiro.

## 2 TRABALHOS RELACIONADOS

Segundo Pang e Lee (2008), descobrir o que as pessoas pensam sempre foi objeto de interesse. Com a popularização de plataformas que fornecem acesso a grande quantidade de dados subjetivos, a tarefa de identificar a polaridade e tentar classificar qual emoção um texto possui passou a ser o foco de diversas pesquisas. Esta área de estudo ficou conhecida como análise de sentimento e, aliados a ela, novos desafios no tratamento de texto foram apresentados. Isso se deve ao fato de que o enfoque está em extrair a opinião expressa em um determinado documento e não apenas descobrir sobre qual assunto ele trata. Esta nova perspectiva faz com que o objetivo da análise dos termos que compõem o texto seja verificar qual sentimento eles representam e decidir se o documento exprime uma opinião positiva, negativa, neutra ou, até mesmo, tentar classificar qual emoção está presente, como raiva, felicidade, tristeza etc.

Neste contexto, o Twitter se mostrou uma rica fonte de informação devido ao seu formato de *microblogging*. Ao permitir que usuários compartilhem curtas mensagens, frequentemente, esta plataforma deu origem a um *corpus* com grande carga subjetiva, porém com novos desafios a serem vencidos, como, por exemplo, o vocabulário utilizado, de caráter extremamente informal e inconsistente (BREW *et al.*, 2011). Estas características permitem que abreviações e variações na escrita de uma palavra representem um mesmo significado (JIANG *et al.*, 2011), o que dificulta o tratamento dos textos coletados. Para auxiliar a tarefa de identificar o sentimento presente em um *tweet*, Pak e Paroubek (2010), Davidov *et al.* (2010), Li e Li (2011), Zhang *et al.* (2011) e Jiang *et al.* (2011) fizeram uso



de *emoticons*-ícones ou sequência de caracteres que transmitem o estado emotivo da mensagem que acompanham (WIKIPEDIA, 2013). Segundo Li e Li (2011), esta estratégia permite reduzir o esforço necessário para identificar a emoção expressa na publicação, já que cerca de 87% dos *tweets* coletados desta forma possuem o sentimento representado pelo *emoticon* presente no texto. No entanto, esta abordagem desconsidera uma grande quantidade de *tweets* que não carregam *emoticons* em suas frases, limitando os documentos que serão avaliados durante o estudo.

Diversas pesquisas buscando compreender as opiniões que os usuários do Twitter exprimem já foram conduzidas. Em 2009, Bollen *et al.* (2009) desenvolveram um dos primeiros trabalhos com enfoque de classificar emoções presentes em *tweets*. O objetivo do estudo realizado foi analisar a flutuação de sentimento dessas mensagens e buscar eventos sócio-econômicos e políticos que pudessem estar relacionados às oscilações identificadas. Para isso, os autores utilizaram um instrumento chamado POMS-ex, que classifica os *tweets* em 6 categorias diferentes de humor, a partir da comparação dos termos que compõem a mensagem com termos, definidos previamente, associados a cada uma das categorias. Em 2010, Pak e Paroubek (2010) utilizaram um classificador Naïve-Bayes para categorizar *tweets* em positivo ou negativo, com base em N-gramas e na classificação gramatical de partes do texto. Já Davidov *et al.* (2010) buscaram categorizar os *tweets* utilizando mensagens com *hashtags*-palavras precedidas de # que representam o sentimento e/ou o assunto alvo daquela mensagem e *emoticons* contidos no texto para treinar o classificador utilizado e categorizar *tweets* entre diversas emoções. Além disso, aspectos como pontuação e as palavras utilizadas também foram consideradas para a extração de sentimento.

Outra vertente da análise do conteúdo gerado no Twitter é a extração de informação a partir do estudo de *posts* publicados nessa rede. Sakaki *et al.* (2010) e Achrekar *et al.* (2011) promoveram pesquisas cujo objetivo era detectar acontecimentos de forma mais rápida por meio da análise das mensagens divulgadas. Nesses casos, a intenção era criar uma ferramenta capaz de detectar terremotos e epidemias de gripe, respectivamente, antes mesmo de tais eventos serem anunciados oficialmente. Já em Li e Li (2011), o objetivo era utilizar as opiniões compartilhadas no Twitter para auxiliar empresas a tomarem decisões em suas campanhas de *marketing*. A ideia foi utilizar a análise de sentimento de *tweets* para tornar possível o acompanhamento da opinião dos clientes em relação a serviços e produtos e permitir que empresas tomassem decisões antes mesmo de os clientes chegarem até elas com reclamações e sugestões.

Dentre os trabalhos citados, podemos verificar que nenhum deles buscou analisar sentimento relacionado a fatos divulgados na mídia. Na verdade, a estratégia sempre foi inversa: analisar os sentimentos e buscar ocorrências que pudessem estar associadas a eles. Este estudo visa a preencher esta lacuna e ser um primeiro passo para uma série de trabalhos em que o foco está em analisar sentimentos relacionados a aconte-

cimentos que tiveram grande repercussão e foram amplamente divulgados por jornais e revistas. Vale ressaltar que este trabalho também está entre os poucos que trata *tweets* escritos em português brasileiro.

### 3 METODOLOGIA

O objetivo deste trabalho é buscar desenvolver um mecanismo que consiga lidar com as características presentes em textos oriundos de plataformas de *microblog*, ou seja, textos informais e ruidosos. Para isso, optou-se pelo uso de modelos de linguagem ou modelos N-grama, devido à simplicidade e ao poder de processamento desses algoritmos (Russell 2011).

De acordo com Jurafsky e Martin (2009), estes modelos estatísticos permitem prever a probabilidade de um grupo de palavras aparecerem em uma determinada sequência, a partir das N-1 palavras do N-grama-sequência de N palavras. Por funcionar de acordo com um paradigma conhecido por treinamento e teste, este modelo utiliza uma base de treinamento que terá a função de ensinar ao classificador quais sequências de palavras estão associadas a uma determinada classificação (JURAFSKY E MARTIN, 2009). Como o objetivo deste trabalho é a extração de sentimento, o conjunto de treinamento possui documentos que mostram ao classificador quais sentenças caracterizam uma opinião cuja classificação é positiva, por exemplo “Dilma fazendo história na ONU. #Orgulho #DilmaDay”, e quais são consideradas negativas, como no caso de “Emissoras de TV, principalmente a Globo, só falam do POP In RIO e ã passaram nem uma notinha da #MarchaContraCorrupcaoRJ Pq será? C liga Brasil”.

De acordo com este paradigma, ainda é necessário um outro grupo de documentos, o conjunto de teste (JURAFSKY E MARTIN, 2009). Ao final do processo de classificação, o modelo utilizado é capaz de calcular, para cada um dos documentos testados, a probabilidade de ele se encaixar em uma das categorias consideradas, no caso deste trabalho positiva ou negativa. Vale ressaltar que as bases de treinamento e teste devem ser distintas ou podem acabar por mascarar o real desempenho do classificador, já que ele já saberia classificar corretamente as mensagens do grupo de teste.

Este processo permite reduzir o trabalho de limpeza dos textos a serem classificados e, ao mesmo tempo, alcança resultados bastante significativos quando se trata do processamento de textos com características similares às das mensagens tratadas neste estudo (RUSSELL, 2011).

Como um dos objetivos deste trabalho é também comparar o desempenho de implementações diferentes de modelos N-grama, foram utilizados 3 classificadores distintos. São eles:

TRIGRAMA: Este classificador segue o modelo N-grama e calcula a probabilidade de cada texto ser positivo ou negativo, analisando sequências de 3 palavras.

HEXAGRAMA: Este classificador segue o modelo N-grama e calcula a probabilidade de cada texto ser positivo ou negativo, analisando sequências de 6 palavras.

NAIVE\_BAYES: Classificador em que os textos são representados como *bag of words*, ou seja, suas posições exatas são ignoradas e o classificador é montado com base em um modelo probabilístico baseado no teorema de Bayes, assumindo independência entre as variáveis (JURAFSKY AND MARTIN, 2009). Também calcula a probabilidade do texto ser positivo ou negativo.

## 4 EXPERIMENTO

### 4.1 DADOS

Durante os meses de agosto a outubro de 2011, foram coletadas notícias e *tweets* que seriam utilizados como base de treino e teste pela ferramenta de classificação automática a ser desenvolvida. Este processo foi realizado manualmente e, para a coleta das notícias, utilizou-se como apoio uma coluna da seção de Tecnologia e Games do jornal online G1 onde, para cada dia da semana, os *Trending Topics*-principais assuntos falados no Twitter-brasileiros são apresentados, explicados e associados às notícias correspondentes (G1, 2012). Após analisar a relação entre as notícias publicadas e o número de *tweets* relacionados gerados, observamos que, dentre os assuntos mais populares, 3 categorias se destacam: Policial, Política e Entretenimento. Sendo assim, optou-se por classificar *tweets* que estivessem relacionados a esses 3 tópicos com a intenção de maximizar a ocorrência de textos subjetivos, ou seja, que “expressam a avaliação, emoção, julgamento, incertezas, crenças e outras atitudes e afetividades” (WIEBE, 1990) sobre o assunto debatido.

Durante a janela de tempo considerada, foram selecionadas notícias que não apenas tiveram grande repercussão entre os usuários do *microblog*, mas que também foram bastante divulgadas pelos jornais e revistas escritos e televisionados. Para cada categoria escolhida, foram selecionadas entre 2 e 3 notícias, apresentadas na tabela abaixo e ordenadas pela data em que foram divulgadas.

Após selecionar as notícias, o passo seguinte foi coletar *tweets* relacionados a elas e filtrar essas mensagens de forma a obter apenas *tweets* subjetivos para serem utilizados na etapa de classificação automática.

A coleta das mensagens foi realizada por meio da interface de busca oferecida pelo próprio Twitter. Para cada uma das notícias, palavras-chave



foram utilizadas de forma que os *tweets* retornados estivessem relacionados a elas. Por exemplo, para a notícia “Dilma defende Estado palestino e exalta papel da mulher na política” a busca realizada foi “dilma onu” e para a notícia “Juíza é baleada e morta em Niterói” os termos da busca foram “juíza patricia”. Dessa forma, para cada notícia, foram coletados cerca de 400 *tweets* e o fator tempo se mostrou extremamente importante nesta fase do experimento. Quanto mais distante da data de divulgação da notícia o processo de coleta fosse realizado, menos subjetivos e menos relacionados aos fatos eram os textos das mensagens.

Tabela 1. Notícias selecionadas para o experimento

Notícia	Categoria	Data
Exames confirmam que ator Reynaldo Gianecchini tem câncer	Entretenimento	10/08/2011
Juíza é baleada e morta em Niterói	Policial	12/08/2011
Perícia diz que sobrecarga provocou desabamento de camarote em SP	Entretenimento	21/08/2011
Público protesta contra corrupção e impunidade no centro do Rio	Política	20/09/2011
Dilma defende Estado palestino e exalta papel da mulher na política	Política	21/09/2011
Câmara derruba criação de novo imposto para a saúde	Política	21/09/2011
<i>Rock in Rio</i>	Entretenimento	08/10/2011
Condenado por chefiar tráfico no Rio, Polegar é preso no Paraguai	Policial	19/10/2011

Fonte: elaboração própria

Essas observações foram possíveis de serem feitas devido ao passo seguinte do processo de coleta e filtragem de *tweets*. Cada *tweet* foi considerado um documento e, para cada um deles, os pesquisadores envolvidos neste trabalho emitiram suas opiniões sobre o sentimento presente nas mensagens, tendo cada *tweet* 3 classificações distintas. Este processo foi realizado para que fosse possível cruzar os votos de cada um dos pesquisadores e eleger qual sentimento classificaria cada *tweet*. O objetivo desta análise foi classificar as mensagens entre positiva e negativa para que depois esta categorização manual fosse utilizada como base para a ferramenta de classificação automática. Optou-se, assim como em Pang *et al.* (2002), por não se considerar *tweets* neutros, já que não foi possível encontrar na literatura um consenso sobre quais seriam as características típicas de textos classificados desta forma. A intenção da filtragem era obter um *corpus* anotado composto apenas por textos que expressassem sentimentos. Após este processo, foi criada uma base com cerca de 925 documentos, divididos em cerca de 50% positivos e 50% negativos.

Vale ressaltar que o processo de classificação manual não considerou apenas os significados isolados das palavras utilizadas nos *tweets*. Casos como ironias e abreviações também foram considerados para determinar

a polaridade do texto analisado, já que o objetivo era verificar se os classificadores utilizados conseguiriam classificar corretamente esses documentos, o que também justifica o balanceamento da polaridade das mensagens utilizadas.

## 4.2 FERRAMENTA DE CLASSIFICAÇÃO AUTOMÁTICA

Este experimento contou com a criação de uma ferramenta de classificação automática capaz de estabelecer, para um dado *tweet*, a polaridade da opinião contida no texto analisado, conforme mostrado na Figura 1. Para apoiar o processo de classificação automática, foi utilizada “uma biblioteca para processamento de texto usando linguística computacional” (LINGPIPE, 2013a), chamada LingPipe. Escolheu-se usar este recurso na ferramenta construída por viabilizar a criação de classificadores baseados em modelos N-grama e permitir extrair resultados estatísticos das classificações realizadas (LINGPIPE, 2013b). Além disso, esta é uma biblioteca bastante estável e utilizada em diversos trabalhos de pesquisa (LINGPIPE, 2013b). O processo de classificação das mensagens coletadas é apresentado na Figura 1.

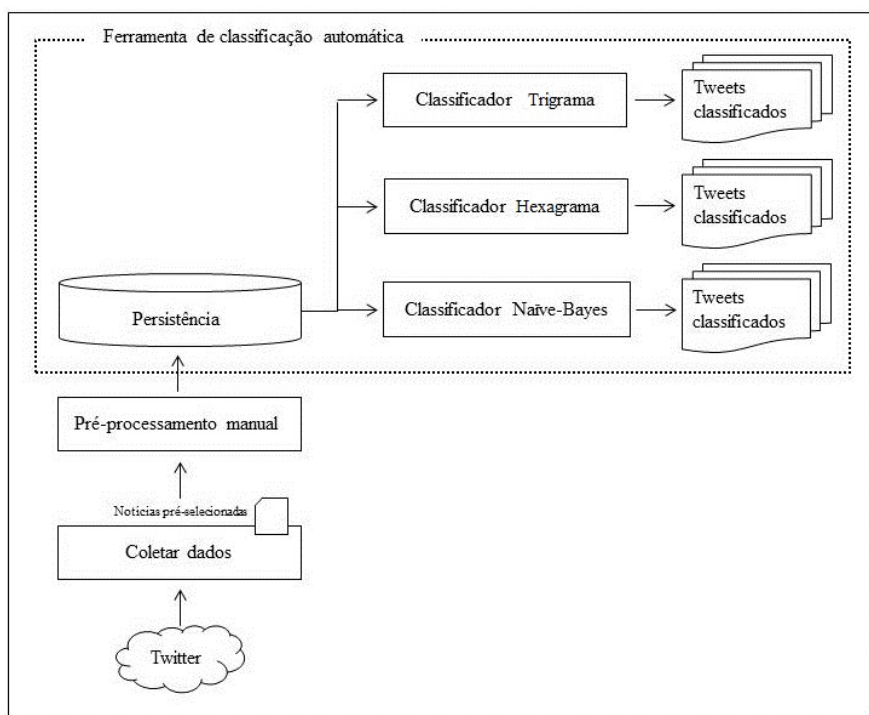


Figura 1. Processo de classificação de tweets

Fonte: elaborada pelos autores

## 5 RESULTADOS

Nesta seção apresentamos os resultados obtidos após a execução das 10 rodadas de classificação, realizadas de acordo com o algoritmo estabelecido pela validação cruzada de 10 dobras. Esta estratégia prevê que a base utilizada para treinamento e teste será dividida em 10 partes

de tamanho similar e, em cada rodada de classificação, 1 das partes será selecionada para teste, enquanto as outras 9 serão utilizadas para treino. Dessa forma, é possível diminuir a variância das classificações e obter maior confiança no resultado obtido, além de tornar desnecessária a criação prévia de bases de treino e teste, separadamente (LINGPIPE, 2013c).

Este processo de classificação foi realizado para cada um dos classificadores e tópicos de notícias escolhidos para participar do experimento. Cada um dos resultados obtidos foi avaliado e comparado entre si, considerando medidas previamente selecionadas para serem verificadas. Assim como em Pak e Paroubek (2010), a primeira medida a ser considerada foi a acurácia e, para dar maior entendimento sobre os valores obtidos, foi analisado também o intervalo de confiança de cada classificação. O Quadro 1 apresenta as medidas analisadas e suas descrições.

Medida	Descrição
Acurácia	Calcula a corretude do processo de classificação, variando de 0 a 1. Quanto mais próximo de 1, mais correta foi a classificação.
Intervalo de confiança	Estabelece o valor que, somado ou subtraído do parâmetro considerado, oferece um intervalo no qual estamos 95% certos de ter o valor verdadeiro. Quanto mais próximo de 0, maior é a confiança de que o resultado obtido está correto.

Quadro 1. Medidas analisadas nos resultados obtidos no experimento

Fonte: elaborado pelos autores

Estabelecidos os parâmetros de comparação, ao analisar os resultados para cada um dos tópicos de notícias, foi verificado que os resultados obtidos pelos diferentes classificadores testados foram muito similares. No entanto, é possível observar que, no geral, o classificador TRIGRAMA teve um desempenho um pouco melhor que os demais, contradizendo esta afirmação apenas o caso do tópico Política, conforme é mostrado na Tabela 2 abaixo.

Tabela 2. Medidas dos classificadores para cada uma das categorias testadas

	TRIGRAMA		HEXAGRAMA		NAIVE_BAYES	
	Acur.	IC	Acur.	IC	Acur.	IC
<b>Entretenimento</b>	0.5895	0.1448	0.5710	0.1457	0.5458	0.1457
<b>Policial</b>	0.8363	0.1660	0.8272	0.1830	0.7727	0.2210
<b>Política</b>	0.7368	0.1347	0.7421	0.1369	0.7342	0.1402

Fonte: elaborada pelos autores com base nos resultados da pesquisa

Os resultados obtidos nas categorias Política e Policial são bastante satisfatórios, se considerarmos que a capacidade humana de avaliar





Fonte: elaborado pelos autores com dados de campo

Por fim, foi possível concluir que os tópicos Entretenimento e Política foram considerados positivos pela população, enquanto que o tópico Policial foi visto como algo negativo. Esses resultados estão diretamente ligados às notícias consideradas no experimento e representam como, no período de junho a outubro de 2011, em geral, as pessoas viram as informações mais comentadas no Twitter. Nas tabelas abaixo, são apresentadas as matrizes de confusão do classificador TRIGRAMA para cada um dos tópicos analisados.

Tabelas 3, 4 e 5. Matriz de confusão do classificador TRIGRAMA

<b>Entretenimento</b>	NEG	POS	<b>Policial</b>	NEG	POS	<b>Política</b>	NEG	POS
NEG	94	92	NEG	80	5	NEG	112	57
POS	87	163	POS	13	12	POS	43	168

## 6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho teve como objetivo analisar o sentimento de *tweets* relacionados aos fatos divulgados na mídia e que foram amplamente propagados dentro do Twitter. O estudo propôs uma classificação automática dos *tweets* com base em classificadores de linguagem e o resultado obtido foi validado por contraste com a classificação manual das mensagens, realizada previamente. O trabalho se caracteriza como uma primeira tentativa de realizar a associação entre notícias e *tweets* escritos em português brasileiro, com o intuito de extrair o sentimento gerado na população pelos eventos que geraram as notícias.

Após o experimento realizado, foi possível observar que não houve um classificador que se destacasse como o melhor absoluto. Dentro de um mesmo tópico, o desempenho dos 3 classificadores foi bastante próximo, como demonstrado na Tabela 2, o que não permite escolher qualquer um dos 3 métodos em função de melhores resultados.

Acredita-se que o resultado obtido é satisfatório, pois a acurácia dos classificadores se manteve dentro do percentual de acertos correspondente à capacidade humana de classificar a subjetividade de um texto. No entanto, acredita-se que ainda seja possível melhorar a estratégia de classificação e pré-processamento do texto, principalmente para casos que tratam construções complicadas de serem classificadas automaticamente.

Não se pode esquecer, porém, que uma das principais dificuldades da automatização deste procedimento é identificar quais *tweets* são de fato relacionados à notícia desejada. Neste estudo, a coleta e classificação de *tweets* foi feita de forma manual, tornando possível assegurar que todos os *tweets* coletados eram realmente relacionados à notícia em questão.

Futuramente, pretende-se desenvolver uma ferramenta capaz de auxiliar na classificação e aprimorar os resultados obtidos neste trabalho.

## REFERÊNCIAS

140 Characters. (2009). How Twitter was born. Disponível em <http://www.140characters.com/2009/01/30/how-twitter-was-born/>. Acesso em 12/03/2013.

ACHREKAR, H.; GANDHE, A.; LAZARUS, R.; YU, S.; LIU, B. (2011). Predicting flu trends using Twitter data. In: Proceedings of 2011 IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPs), p. 702-707. <http://dx.doi.org/10.1109/infcomw.2011.5928903>

BOLLEN, J.; PEPE, A.; MAO, H. (2009). Modeling public mood and emotion: Twitter sentiment and socio-economic phenomena. In: Proceedings of the Fifth International AAAI Conference on Weblogs and Social Media (ICWSM 2011), 17-21 July 2011, Barcelona, Spain.

BREW, A.; GREENE, D.; ARCHAMBAULT, D.; e CUNNINGHAM, P. (2011). Deriving insights from national happiness indices. 2011 IEEE 11th International Conference On Data Mining Workshops (ICDMW), p. 53 –60.

DAVIDOV, D.; TSUR, O.; RAPPOPORT, A. (2010). Enhanced sentiment learning using Twitter hashtags and smileys. In: Proceedings of the 23rd International Conference on Computational Linguistics: Posters, (Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics), p. 241–249.

G1. (2012). Assuntos no Twitter - segunda-feira, 23/04/2012. Disponível em: <http://g1.globo.com/tecnologia/noticia/2012/04/assuntos-no-twitter-segunda-feira-23042012.html>. Acesso em 12/03/2013.

GOLDEN, P. (2011). Write here, write now. Disponível em <http://www.research-live.com/features/write-here-write-now/4005303.article>. Acesso em: 12/03/2013.

JAVA, A.; SONG, X.; FININ, T.; TSENG, B. (2007). Why we twitter: understanding microblogging usage and communities. In: Proceedings of the 9th WebKDD and 1st SNA-KDD 2007 workshop on Web mining and social network analysis, p. 56-65. <http://dx.doi.org/10.1145/1348549.1348556>

JIANG, L.; YU, M.; ZHOU, M.; LIU, X.; ZHAO, T. (2011). Target-dependent Twitter sentiment classification. In: Proceedings of the 49th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies - Volume 1, (Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics), p. 151–160.

JURAFSKY, D.; MARTIN, J. H. (2009). *Speech and language processing: an introduction to natural language processing, computational linguistics, and speech recognition*. 2. ed. Prentice Hall.

KWAK, H.; LEE, C.; PARK, H.; MOON, S. (2010). What is Twitter, a social network or a news media? In: Proceedings of the 19th International Conference on World Wide Web, (New York, NY, USA: ACM), p. 591–600. <http://dx.doi.org/10.1145/1772690.1772751>

LI, Y.-M.; LI, T.-Y. (2011). Deriving marketing intelligence over microblogs. In: Proceedings of 44th Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS), p. 1 –10.

LINGPIPE. (2013a). What is Lingpipe? Disponível em <http://alias-i.com/lingpipe/>. Acesso em: 12/03/2013.

LINGPIPE. (2013b). Citations. Disponível em <http://alias-i.com/lingpipe/web/citations.html>. Acesso em: 12/03/2013.

LINGPIPE. (2013c). Classification tutorial. Disponível em <http://alias-i.com/lingpipe/demos/tutorial/classify/read-me.html>. Acesso em: 12/03/2013.

NAAMAN, C.-H. L. MOR.; BOASE, J. (2010). Is it all about me? User content in social awareness streams. In: Proceedings of the 2010 ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work, 2010. <http://dx.doi.org/10.1145/1718918.1718953>

PAK, A.; PAROUBEK, P. (2010). Twitter as a corpus for sentiment analysis and opinion mining. In: Proceedings of the 7th Conference on International Language Resources and Evaluation (LREC'10).

PANG, B.; LEE, L.; 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, (Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics), p. 79–86.

PANG, B.; LEE, L. (2008). Opinion mining and sentiment analysis, *Foundation and Trends in Information Retrieval*, v. 2, n. 1-2, p. 1-135. <http://dx.doi.org/10.1561/1500000011>

RUSSELL, M. A. (2011). *Mining the social web*. O'Reilly Media, Inc.

SAKAKI, T.; OKAZAKI, M.; MATSUO, Y. *Earthquake shakes twitter users: real-time event detection by social sensors*. WWW2010, Raleigh, North Carolina, April 26-30, 2010. <http://dx.doi.org/10.1145/1772690.1772777>

SEMIICAST. (2012). Twitter reaches half a billion accounts. More than 140 millions in the U. S. Disponível em [http://semicast.com/publications/2012\\_07\\_30\\_Twitter\\_reaches\\_half\\_a\\_billion\\_accounts\\_140m\\_in\\_the\\_US](http://semicast.com/publications/2012_07_30_Twitter_reaches_half_a_billion_accounts_140m_in_the_US). Acesso em 08/10/2012.

SLOMAN, A.; CHRISLEY, R.; SCHEUTZ, M. (2005). The architectural basis of affective states and processes. Who needs emotions? The brain meets the machine, v. 3, p. 203–244.

STELZNER, M. A. (2012). 2012 Social media marketing industry report. Disponível em

<http://www.socialmediaexaminer.com/SocialMediaMarketingIndustryReport2012.pdf>. Acesso em 08/10/2012.

TWITTER. (2013). Sobre o Twitter. Disponível em <https://twitter.com/about>. Acesso em 12/03/2013.

WIEBE, J. M. (1990). Identifying subjective characters in narrative. In: Proceedings of the 13th Conference on Computational Linguistics - Volume 2, (Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics), p. 401-406. <http://dx.doi.org/10.3115/997939.998008>

WIEBE, J., WILSON, T., CARDIE, C. (2006). Annotating expressions of opinions and emotions in language. *Language Resources and Evaluation*, v. 39, n. 2-3, p. 165-210. <http://dx.doi.org/10.1007/s10579-005-7880-9>

WIKIPEDIA. (2013). Emoticon. Disponível em: <http://pt.wikipedia.org/wiki/Emoticons>. Acesso em 12/03/2013.

ZHANG, K.; CHENG, Y.; XIE, Y.; HONBO, D.; AGRAWAL, A.; PALSETIA, D.; LEE, K.; LIAO, W.; CHOUDHARY, A. (2011). SES: Sentiment elicitation system for social media data. In: Proceedings of 11th International Conference on Data Mining Workshops (ICDMW), p. 129-136. <http://dx.doi.org/10.1109/icdmw.2011.153>

ZHAO, D.; ROSSON, M. B. (2009). How and why people twitter: the role that micro-blogging plays in informal communication at work. In: Proceedings of the ACM 2009 International Conference on Supporting Group Work, p. 243-252. <http://dx.doi.org/10.1145/1531674.1531710>