

INTELIGÊNCIA HÍBRIDA E ANÁLISE DE SENTIMENTOS: INTEGRANDO CURADORIA HUMANA E COLETA DE DADOS AUTOMATIZADA PARA AVALIAR A COMUNICAÇÃO DE GOVERNO

Hybrid Intelligence and sentiment analysis: integrating human curatorship and automated data collection to evaluate government actions

Márcio Carneiro dos Santos*

RESUMO

O texto descreve um estudo exploratório no qual, utilizando a ferramenta Netvizz[#] da plataforma Facebook, avaliou a correlação entre ações de governo e opinião dos cidadãos, através de suas publicações na página oficial dos gestores. A metodologia mostrou-se útil tanto na avaliação da comunicação institucional como na da própria gestão pública, através da formatação de indicadores de aprovação e insatisfação. A mescla de estratégias computacionais, aplicadas ao tratamento de grande volume de dados, com a curadoria humana coletiva, feita pelos próprios usuários, sugere a possibilidade de geração de conhecimentos a partir do que denominamos de inteligência híbrida. O método apontou, no caso estudado, a rede pública estadual de ensino como maior

* Docente na UFMA na área de Jornalismo em Redes Digitais. Bolsista Produtividade DT-II-CNPq. Doutor em Tecnologias da Inteligência e Design Digital – PUC-SP. Lattes: <<http://lattes.cnpq.br/8231237935065420>>. E-mail: mcszen@gmail.com

Revisão ABNT e texto: Liana Marques e Anissa Ayala

Submetido em: 21.8.2017

Aceito em: 2.4.2018

[#]A versão atual da ferramenta Netvizz sofreu alterações recentes em função das mudanças na política de acesso a dados do Facebook. Por isso, algumas funcionalidades descritas no texto também mudaram. Entretanto, de forma geral, a metodologia apresentada continua válida.

gerador de *posts* negativos, oferecendo uma opção de monitoramento desse tipo de comunicação em tempo real e com baixo custo.

Palavras-chave: Análise de Sentimentos. *Machine learning*. *Netvizz*. *Facebook*. Comunicação organizacional.

ABSTRACT

An exploratory study is described where, using the *Netvizz* tool, it was possible to establish a correlation between government actions and the public evaluation of citizens through their posts on the official page of the managers. It seeks to explore a methodology that can be carried out for other situations, using it both in the evaluation of the institutional communication and in the public management itself, through the formatting of indicators of approval and dissatisfaction. The mixture of computational strategies applied to the treatment of large volumes of data with collective human curation, made by the users themselves, suggests the possibility of generating knowledge from what we call hybrid intelligence. The method that pointed out, in the case studied, the state public education network as the largest generator of negative posts, offered an option to monitor this type of communication in real time and at low cost.

Keywords: Sentiment analysis. *Machine learning*. *Netvizz*. *Facebook*. Organizational communication.

Introdução

Diante do volume de mensagens produzido nas plataformas de mídias sociais, abre-se a oportunidade de extração de conhecimento e de identificação de padrões àqueles que estudam ou gerenciam canais de comunicação nesses ambientes. Entretanto, essa enorme massa de dados constitui-se, também, num problema para estratégias de abordagem tradicionais em que pequenas amostras e a interpretação subjetiva individual pouco podem dizer sobre os movimentos complexos do sistema como um todo, operado de forma coletiva por milhares de agentes.

Nesse cenário, iniciativas interdisciplinares que se utilizam de recursos computacionais e estratégias de análise de grande quantidade de informações podem oferecer aos pesquisadores da Comunicação novas dimensões sobre a produção de sentido que acontece nesses espaços.¹

O presente artigo descreve um estudo exploratório no qual, a partir de publicações de usuários na página oficial do Governo do Estado do Maranhão no *Facebook* e da utilização da ferramenta *Netvizz* (*FACEBOOK*,

¹ Sobre o uso de recursos computacionais em pesquisas de Comunicação ver Santos (2016).

2017),² foi possível estabelecer correlação entre ações de governo e a avaliação pública que delas fazem os cidadãos através de sua manifestação na plataforma. Com esse exemplo, buscamos explorar uma metodologia que pode ser portada para outras situações tendo sua utilização tanto na avaliação da comunicação institucional como na da própria gestão pública, através da formatação de indicadores de aprovação e insatisfação, diante das várias áreas de atuação dos gestores. A mescla de estratégias computacionais aplicadas ao tratamento de grande volume de dados com a curadoria humana coletiva, feita pelos próprios usuários, sugere a possibilidade de geração de conhecimento e identificação de padrões a partir do que denominamos de Inteligência Híbrida (IH).

Análise de sentimentos

O campo de pesquisa da análise de sentimentos (*sentiment analysis*), também conhecido como mineração de opinião (*opinion mining*), tem crescido, nos últimos anos, impulsionado, basicamente, pela difusão das plataformas de mídias sociais, pela importância das mesmas como ambientes de sociabilidade e comunicação, bem como pelas diversas aplicações possíveis desse tipo de estudo, incluindo o *marketing* (de marcas, lugares, político), eleições, análise de mercados e até índices de ações negociadas em bolsa, associados à percepção das pessoas sobre suas tendências de crescimento ou queda.

A tarefa de identificar padrões e desenvolver métodos que transformem dados textuais que expressam opiniões e subjetividade em informação útil para tomadas de decisão e aperfeiçoamento de produtos e processos pode ser feita: a) manualmente, ou seja, através da avaliação de um analista humano que classifica as mensagens; b) via algoritmos que, utilizando o conhecimento do campo de processamento de linguagem natural e diversas modalidades de inteligência artificial, também podem ser treinados para avaliar a complexa comunicação humana e traduzi-la em conjuntos de dados passíveis de análise. Essa última modalidade é o foco deste trabalho.

As duas abordagens apresentam dificuldades. A análise humana pode ser cara e implicar o processamento de um número menor (e menos representativo) de textos, tendo em vista o imenso volume de comentários produzido diariamente nas mídias sociais. Já a utilização de algoritmos, que reduz bastante os inconvenientes antes citados, enfrenta o problema do nível de precisão das suas conclusões, influenciadas por diversos aspectos, alguns deles discutidos mais adiante neste texto.

² Disponível em: <<https://apps.facebook.com/netvizz/>>. Acesso em: 9 mar. 2017.

As classificações mais comuns desse tipo de tarefa estruturam os blocos de texto a partir de conceitos como polaridade (positiva, negativa, ou neutra) e intensidade, ou força do sentimento identificado (odiar algo em tese implica um tipo de polaridade negativa mais forte do que ter restrições a determinada coisa, por exemplo). Em algumas situações, tais categorizações podem, ainda, ser mais específicas (HEKIMA, 2017), indo além da forma ternária descrita acima, sendo representadas, por exemplo, através de ícones ou *emoticons*³ mais diretos, como nas atuais opções que o *Facebook* oferece para a antes única possibilidade de “curtir” algo. Outras formas de classificação também são possíveis como veremos no Quadro 1:

Quadro 1 – Possibilidades de classificação no campo da análise de sentimentos

Classificação de sentimentos			
Classificação	Vantagens	Desvantagens	Indicações
Polaridade	agilidade na análise maior consistência na análise manual e automática	pouca profundidade na análise	gestão de crise análise diária constante panoramas gerais
Escala	melhor entendimento de nível de satisfação / insatisfação	classificação subjetiva Inconsistência na análise	estudos de nível de satisfação com produtos, marcas, governos
Elemento/aspecto	compreensão detalhada da opinião do usuário sobre um elemento	exige maior tempo de dedicação do analista	análise de opinião sobre diferentes características de produtos, serviços, governos
Humor	percepção aprofundada de sentimentos predominantes	classificação subjetiva Inconsistência na análise	análise de opiniões predominantes sobre marcas, empresas, governos

Fonte: Hekima (2017).

³ Compreende a junção dos termos em inglês: *emotion* (emoção) + *icon* (ícone). É uma sequência de caracteres tipográficos, tais como :), :(, ^-^, :3, e.e', /-' e :-); ou, também, uma imagem que traduz (ou quer transmitir) o estado psicológico, emotivo, de quem os emprega, por meio de ícones ilustrativos de expressão facial.

Como afirmam Benevenuto, Ribeiro e Araújo (2016, p. 2), “opiniões nas redes sociais, se devidamente recolhidas e analisadas, permitem não só compreender e explicar diversos fenômenos sociais complexos, mas também prevê-los”. Tal potencial de geração de conhecimento tem impulsionado estudos da área.

Neste trabalho, apresentamos um experimento que une a coleta automatizada de publicações em páginas do *Facebook*, a partir da ferramenta *Netvizz*, utilizando as novas modalidades de reação implementadas na plataforma em 2016, as quais adicionaram, ao anterior botão de “curtir”, outras formas de expressão de sentimentos. O objetivo do estudo é pesquisar, em canais de comunicação pública, indicadores de aprovação e reprovação dos usuários quando se expressam sobre políticas ou ações de governo. Tal método, ao mesmo tempo que se baseia numa categorização feita por indivíduos e teoricamente mais precisa, não apresenta custos relevantes por utilizar a produção de informação coletiva da plataforma, numa fusão de automatização via algoritmo e classificação humana. Tal abordagem denominamos de Inteligência Híbrida (IH).

Fazendo o algoritmo entender sentimentos humanos

A utilização de recursos computacionais para executar Análise de Sentimentos (AS) enfrenta um dos desafios básicos ligados a esse tipo de problema, isto é, como representar as informações contidas nos textos (dados não estruturados) em um formato sobre o qual os algoritmos possam operar. Coppin (2010) esclarece que, no campo da inteligência artificial, uma das principais questões está relacionada à representação da realidade que será utilizada pelo programa de computador, já que “para um computador poder solucionar um problema relacionado ao mundo real, ele primeiro precisa de um meio para representar o mundo real internamente”. (COPPIN, 2010, p. 24).

Os principais caminhos para se fazer AS pertencem a duas classes de método, supervisionados e não supervisionados. Os da primeira classe (exemplificados pela aplicação de soluções de Aprendizagem de Máquina (AM)), utilizam modelos de classificação que passam por uma etapa de treinamento e aperfeiçoamento para que, numa fase posterior, sejam utilizados diretamente para analisar o *corpus* textual selecionado. Há, ainda, métodos não supervisionados, exemplificados pelos métodos léxicos (detalhados na sequência).

O trabalho de AS feito por algoritmos estabelece algum tipo de estratégia, para que o programa consiga classificar um conjunto de entradas (*inputs*), no caso, os textos das publicações, adicionando a eles o resultado da

análise, ou seja, um rótulo indicando a polaridade (positiva, negativa ou neutra) e ainda, em alguns casos, uma intensidade ou especificação (zangado, surpreso, etc.). Tal processo situa-se numa área de conhecimento denominada AM (*machine learning*) que conecta Ciência da Computação à Estatística e à Inteligência Artificial e, segundo Müller e Guido (2016, p. 7), trata-se de “extrair conhecimento a partir de dados”.

Os métodos atuais de detecção de sentimentos em sentenças podem ser divididos em duas classes: os baseados em aprendizado de máquina e os métodos léxicos. Métodos baseados em aprendizado de máquina geralmente dependem de bases de dados rotuladas para treinar classificadores [Pang et al., 2002], o que pode ser considerado uma desvantagem, devido ao alto custo na obtenção de dados rotulados. Por outro lado, métodos léxicos utilizam listas e dicionários de palavras associadas a sentimentos específicos. Apesar de não dependerem de dados rotulados para treinamento, a eficiência dos métodos léxicos está diretamente relacionada à generalização do vocabulário utilizado, para os diversos contextos existentes. (BENAVENTO; RIBEIRO; ARAÚJO, 2016, p. 5).

Como indicado acima, os métodos léxicos, ou seja, quando se aplica um dicionário preestabelecido, em que as palavras já estão associadas a uma polaridade específica, têm sua aplicabilidade limitada, já que, em contextos diferentes, não haveria uma adaptação da classificação, algo com potencial de comprometer os resultados. Um exemplo disso seria desconsiderar textos irônicos, em que uma palavra que no dicionário está associada à polaridade positiva, na realidade, é usada para expressar o inverso. Apesar de haver procedimentos para minimizar esse efeito, a falta de flexibilidade na classificação tem indicado que oferecer ao *software* uma etapa de treinamento prévia a partir de material semelhante ao que vai ser analisado pode melhorar os índices de acerto nas inferências geradas.

Já, ao utilizar métodos supervisionados, passamos por quatro etapas: na primeira, conseguimos um conjunto de dados que já tem uma rotulação definida, ou seja, onde no caso da AS, já há um conjunto de textos em que a polaridade (ou qualquer outra métrica de classificação) foi determinada. Na segunda etapa, escolhemos algumas características desses textos que nosso modelo irá observar e processar para poder fazer a associação entre tais características e a polaridade estabelecida. Esse conjunto de elementos, também denominado de *features* na terminologia de AM, é fundamental para que o processo de classificação funcione de forma eficaz. Na terceira etapa, o classificador é treinado a processar o conjunto de dados inicial, identificando o percentual de presença das

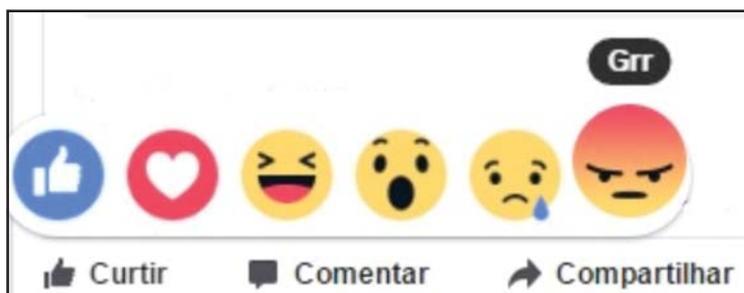
features que definimos anteriormente. A última etapa é a própria análise do *corpus* processada pelo classificador que, a partir do índice de presença das *features*, nesse novo conjunto de textos, vai estabelecer probabilisticamente a inserção de cada um deles nas opções de polaridade ou categorização.

A potencial superioridade da AM, nesses casos, se dá justamente porque podemos incluir, no modelo de classificação, um conjunto maior de parâmetros (*features*) enquanto, nos métodos léxicos, contamos apenas com a presença (ou não) de determinada palavra do dicionário no texto analisado. Um classificador treinado usando AM terá mais chances de reconhecer especificidades e ambiguidades desde que lhe seja fornecido, na fase de treinamento, um conjunto de dados no qual tais discrepâncias estejam presentes.

Um dos problemas do uso de AM é justamente conseguir para a fase inicial um conjunto de dados já rotulado, ou seja, onde a classificação já está feita, para que o código, a partir dela, possa aprender a encontrar os indicadores que vão, probabilisticamente, colocar determinado texto novo em uma polaridade ou em outra. Em muitas pesquisas, tal etapa é feita manualmente pelos pesquisadores, o que implica custos e tempo. É importante ressaltar que quanto maior for o volume de dados já rotulado mais eficiente será a etapa de treinamento do classificador, o que agrava o problema de produzir o conjunto para treinamento de forma manual.

Alternativas para isso já documentadas incluem a técnica do *distast supervisor* que se utiliza da existência de *emoticons* existentes nas frases para inferir sua polaridade.⁴ A partir dessa última opção, desenvolvemos uma variante que se utiliza da expressão de reações atualmente oferecidas aos usuários do Facebook para que, utilizando a própria produção coletiva de conteúdo da plataforma, possamos extrair um conjunto significativo de comentários rotulado pelos próprios usuários.

Figura 1 – Opções de expressão de opinião sobre *posts* do Facebook



Fonte: Facebook (2017).

⁴ Para mais detalhes sobre essa abordagem ver Hannak et al. (2017).

A vantagem adicional desse método é que ao mesmo tempo que contorna a questão dos custos, do tempo e do volume (que pode ser bem grande), constitui-se de uma rotulação que traduz a expressão subjetiva dos que interagiram com o texto na plataforma e, a princípio, não têm motivo para indicar algo diferente do que estão efetivamente sentindo. Além disso, a própria coleta de material rotulado já permite fazer inferências básicas sobre determinado conjunto de textos como veremos no exemplo do estudo, sendo, portanto, útil não só para treinamento, como também para a própria análise.

A partir dessa união entre elementos de *software* e humanos, podemos propor, então, o conceito de IH como sendo qualquer estratégia para solução de problemas utilizando recursos computacionais intensivos, sendo que parte do processo de aprendizado ou de treinamento do algoritmo é feita a partir da produção de conhecimento humano coletivo que, sendo analisado, eleva potencialmente os níveis de eficiência do código pela integração de padrões representativos da subjetividade humana de forma direta. A ideia é que, quando temos um conjunto de dados rotulado não por um único analista ou por um conjunto de pesquisadores, mas por um coletivo de pessoas que não está oficialmente desempenhando uma função de classificação para um estudo, mas normalmente, expressando seus sentimentos ou impressões sobre determinada coisa, tal conjunto de dados implicará um aprendizado mais preciso e eficaz do que outro feito de forma artificial, apenas para atender às necessidades da fase inicial de qualquer projeto de AM.

Metodologia: *Netvizz* e coleta de dados no *Facebook*

O experimento deste trabalho tem o objetivo de testar a abordagem de IH descrita acima no problema de análise de sentimentos definido pela seguinte situação: a partir dos canais de comunicação de um ente público (no caso o Governo do Maranhão em sua página oficial no *Facebook*), identificar potenciais expressões de desaprovação diante de ações ou políticas públicas em desenvolvimento, a partir de um conjunto de dados significativo, de forma a permitir ajustes ou alterações das mesmas, fazendo um monitoramento sem grandes custos, bem como estabelecer um conjunto de dados rotulados que possa ser utilizado por outras análises da mesma categoria usando soluções de AM.

O procedimento do teste constituiu-se, então, das seguintes etapas:

- a) definição dos parâmetros para a coleta de *posts* na página oficial do Governo do Maranhão em vista do número de textos, período da coleta e tipos de informação a eles associado;

- b) extração automatizada das publicações usando a ferramenta Netvizz, gratuita e disponível na própria plataforma;
- c) limpeza e organização dos dados a partir do arquivo gerado pela ferramenta, isolando a parte das interações que indica expressão de sentimentos via botão “curtir” e outras opções mais recentes; e
- d) geração do *corpus* rotulado e análise prévia dos indicadores coletados.

A ferramenta *Netvizz*, na sua atual versão 1.41, oferece seis módulos (Figura 2) para geração de dados:

- a) dados sobre *posts* em grupos;
- b) dados sobre *posts* em páginas;
- c) redes de páginas conectadas através de *links* entre elas;
- d) lista de imagens na *timeline* de fotos em páginas;
- e) busca no *Facebook*; e
- f) estatística sobre *links* compartilhados na plataforma.

Figura 2 – Módulos de *Netvizz*



Fonte: *Facebook* (2017).

Para o nosso objetivo de pesquisa usamos o segundo módulo (*page data*) que gera dados em formato de planilha. Basicamente, o que se necessita é a identificação (*id*) da página da qual se quer extrair informações. Essa identificação pode ser facilmente conseguida utilizando as possibilidades que a própria ferramenta indica. Depois da inserção do número que identifica a página que queremos estudar, podemos definir o escopo dos dados solicitando os últimos publicados, com limite de 999 *posts* ou os *posts* de determinado período. Em outro campo, podemos escolher que tipos de dado desejamos, com as opções apenas das estatísticas, das estatísticas e dos textos dos 200 *posts* melhor ranqueados ou, por fim, todo o conjunto de dados, incluindo os necessários para gerar uma visualização da rede de conexões que se estabelece. Essa última possibilidade, que não será aqui detalhada pelas limitações do texto, é feita usando o *software*

Gephi,⁵ ferramenta utilizada para criar imagens que representam redes incluindo seus pontos e conexões.

Há que se considerar que os tipos de dado oferecidos por *Netvizz* também é acessível (em parte e estruturado de forma diferente) na própria seção de informações da plataforma *Facebook*, que o administrador da página pode acessar. Entretanto, a abordagem ora apresentada pode ser útil, seja por não estar atrelada ao conhecimento da senha de segurança que só essa pessoa terá, seja por oferecer possibilidades mais personalizadas de operar sobre esses dados importantes para os gestores dos canais de comunicação. Para outro conjunto de interessados, tais como auditores independentes, funcionários de ouvidoria e pesquisadores em geral, o caminho ora descrito torna-se uma das mais eficientes alternativas. Além disso, em se tratando de um tipo de administração que engloba várias secretarias e instâncias, é bem provável que, por questões justamente de segurança, o acesso às funções administrativas da página oficial do *Facebook* esteja nas mãos de poucos servidores, provavelmente da pasta da Comunicação ou, até, em alguns casos, de terceiros, prestadores desse tipo de serviço. Qualquer membro do governo não teria acesso direto aos dados, atrasando (ou pelo menos burocratizando) qualquer iniciativa de aperfeiçoamento da gestão via aferição da opinião pública.

Nossa coleta foi feita no dia 5 de fevereiro de 2017, a partir da página oficial do Governo do Maranhão no *Facebook* que tem o *id* 185500178231142. Nela, decidimos extrair os 100 últimos *posts*, escolha que representou o conjunto de interações de, aproximadamente, uma semana, 2.412 comentários computados e 4.075 compartilhamentos das publicações. Focando nosso objetivo inicial, coletamos 760 indicações de *love* e 96 marcações de *angry*, ou seja, rotuladas como nos extremos da avaliação o que corresponderia, de forma mais exata, às polaridades positiva e negativa respectivamente.

Ao optarmos por receber todos os dados foi, então, gerado um conjunto compactado que depois de expandido trouxe cinco arquivos (Figura 3).⁶

Figura 3 – Pacote de dados gerados pela ferramenta *Netvizz*

 page_185500178231142_2017_02_05_21_08_52	05/02/2017 17:12	GDF Graph File
 page_185500178231142_2017_02_05_21_08_52_comments.tab	05/02/2017 17:12	Arquivo TAB
 page_185500178231142_2017_02_05_21_08_52_fanspercountry.tab	05/02/2017 17:12	Arquivo TAB
 page_185500178231142_2017_02_05_21_08_52_fullstats.tab	05/02/2017 17:12	Arquivo TAB
 page_185500178231142_2017_02_05_21_08_52_statsperday.tab	05/02/2017 17:12	Arquivo TAB

Fonte: Elaborada pelo autor.

⁵ Disponível em: < <https://gephi.org/> > . Acesso em: 9 maio 2017.

⁶ O conjunto de dados coletado está disponível em: < <https://drive.google.com/file/d/0B3lJ0HHi6FnsNHBvYldiaEpUbUk/view?usp=sharing> > . Acesso em: 9 maio 2017.

O conjunto de planilhas compõe-se de uma mais geral, com todas as estatísticas principais, *fullstats.tab* e outras três mais específicas focando os comentários, *comments.tab*, na divisão de fans da página por país, *fansperconoutry.tab*, e na divisão das estatísticas pelos dias cobertos dentro da nossa opção de coleta, *statsperday.tab*. Para nossa pesquisa, na fase de análise, utilizamos a planilha completa porque nela encontramos as rotulações baseadas na expressão de sentimentos que o Facebook permite, incluindo as que representam os extremos da avaliação, ou seja, *love* e *angry*,⁷ termos esses que associamos às polaridades positiva e negativa respectivamente (Figura 4). Assim, a partir das publicações do governo, pudemos identificar as que geraram maior aprovação e reprovação. Já, para a fase de treinamento, utilizamos uma mescla da planilha geral com a planilha de comentários, usando o número que identifica a publicação (*post id*) para associá-la com todos os comentários que gerou (*comment message*). O resultado final é uma planilha com os *posts* e comentários com o rótulo positivo ou negativo que servirá, posteriormente, para treinamento do algoritmo de AM (Figura 5).

Figura 4 – Planilha *fullStats.tab*

1	post_message	rea_LOVE	rea_WOW	rea_HAHA	rea_SAD	rea_ANGRY	rea_T
2	O Governador Flávio Dino dá as boas-vindas aos alunos da Rede Estadual de Ensino. Um Maranhão mais	53	5	9	3	41	
3	Até 2018 todas as escolas da Rede Estadual de Ensino terão recebido intervenções para melhoria da infra	32	3	4	1	14	
4	Governo do estado adia para 24 de fevereiro o prazo para pagamento com 10% de desconto em conta ar	3	0	2	1	12	
5	ATENÇÃO! Termina nesta sexta-feira (27) o prazo para matrículas nos 11 Centros de Educação Integi	14	2	0	0	5	
6	A expectativa é que o novo trajeto já esteja disponível aos passageiros ainda no segundo semestre de 20	102	93	10	1	4	
7	O Governo do Estado entregou, essa semana, a sexta unidade prisional do seu cronograma de obras. pró	14	2	23	0	3	
8	Tem início nesta segunda-feira (30) e se estende até 3 de fevereiro o prazo de matrícula para os alunos c	2	0	0	0	2	
9	O aumento de efetivo, a aquisição de equipamentos, a valorização do policial, a criação de estruturas par	9	2	16	1	2	
10	O governo implantou de medidas dentro do Programa 'Minha Casa Meu Maranhão' que garantam acesso	30	20	5	1	2	
11	Os bons resultados fiscais obtidos no estado e o pagamento dos salários em dia ou até mesmo de form	10	0	4	0	1	
12	Além de agilizar o atendimento de crianças e adultos, o Sistema de Informações do Programa Nacional d	9	0	7	0	1	
13	A proposta do sistema é mostrar todas as fases da escola, desde a ação do professor nas unidades, des	3	0	1	0	1	
14	O Mais Cultura e Turismo de Férias promovido pelo o governo do estado chegou ao último final de sem	7	1	0	1	1	
15	A contratação de novos policiais e viaturas, instituição do programa Pacto pela Paz, além de investme	14	1	10	0	1	
16	O governador Flávio Dino visitou obras em andamento e assinou ordens de serviço. São medidas na ár	14	4	8	0	1	
17	O Governo do Estado está ampliando os investimentos na qualidade e infraestrutura dos terminais exteri	12	1	1	1	1	
18	Com o objetivo de trabalhar de forma conjunta em prol do avanço da educação no estado, o Governo do E	10	1	6	1	1	
19	Com mais de 26 mil beneficiários, Caxias é a segunda cidade com maior cobertura do Programa 'Bolsa E	14	8	2	0	1	
20	A Polícia Militar do Maranhão já preparou a estratégia de atuação durante o pré-carnaval, o policiamento	9	0	12	0	1	
21	Apesar do cenário climático adverso e em meio a uma grave crise econômica, a empresa seguiu mantem	11	1	5	0	1	
22	A Fezma já realizou 427 mil atendimentos em 10 meses de atuação nos 30 municípios de menor IDH. Al	3	0	0	0	0	
23	A cidade de João Lisboa vai receber uma escola novinha ainda este mês. Outras obras em andamento na c	3	1	0	0	0	

Fonte: Elaborada pelo autor.

⁷ Apesar de na interface em português da plataforma Facebook o termo *love* ser traduzido como *amei*, *sad* aparecer como *triste* e *angry* ser representado pela expressão *grr*, optamos por usar os termos em inglês por ser nessa língua que estão os dados coletados pela ferramenta Netvizz.

Figura 5 – Planilha mesclada com dados da *fullstats.tab* e da *comments.tab* que associa *post* e *comentários*

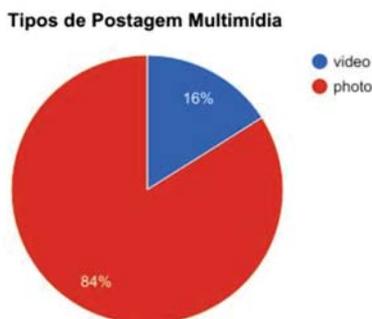


Fonte: Elaborada pelo autor.

Inteligência Híbrida para análise de um canal de comunicação oficial

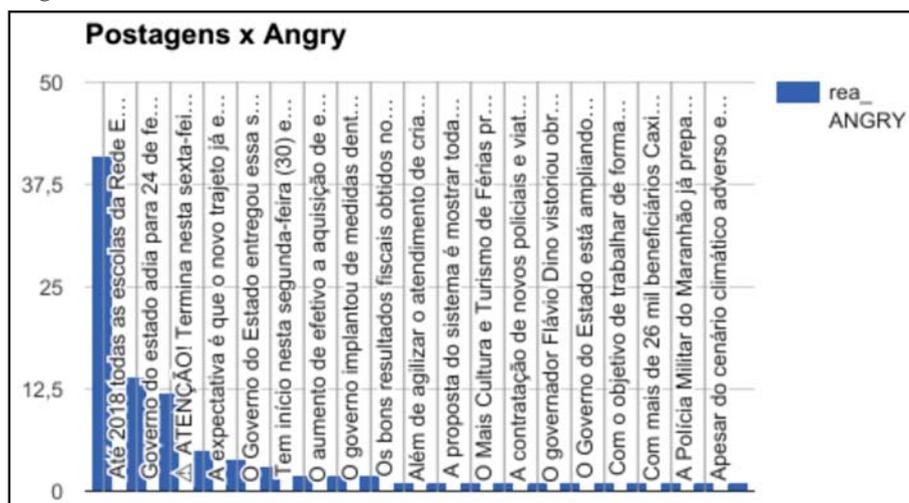
As possibilidades de análise, a partir do conjunto de dados gerado pela ferramenta *Netvizz*, são amplas. A planilha que traz as estatísticas completas oferece quase 30 tipos de informação diferentes, possibilitando a análise de correlações entre tais métricas. Além da identificação dos sentimentos que ela registra, é possível ver, por exemplo, o tipo de multimídia associada às publicações (Gráfico 1), permitindo medir o grau de convergência de mídias utilizado pelo canal de comunicação, bem como a possível correlação entre tal utilização e as polaridades registradas.

Gráfico 1 – Percentual de uso de modalidades de mídia entre as publicações coletadas



A simples organização das colunas com ordenamento do maior para o menor, no caso da marcação de polaridade negativa (utilizamos apenas *angry-zangado*, mas poderíamos também incluir a opção *sad-triste*) apontou índices acima da média para três publicações específicas (Figura 6). A que recebeu o maior número de expressões de polaridade negativa (41) dizia: “O Governador Flávio Dino dá as boas-vindas aos alunos da Rede Estadual de Ensino. Um Maranhão mais justo começa pela educação! #GovernoDeTodosNós.” Essa publicação também recebeu três menções *sad* e ainda nove de *haha*, podendo traduzir ironia, e não, alegria. Nos comentários, há críticas sobre o pagamento do funcionalismo, no caso professores e, principalmente, à infraestrutura, algumas indicando, inclusive, o município ou unidade escolar que tem problemas, como no texto: “Não sei em outros municípios mas aqui em São Mateus as aulas da UE Alves Cardoso nem acabaram ainda...”

Figura 6 – Histograma indicando a frequência das menções de polaridade negativa



Fonte: Elaborada pelo autor.

A mesma publicação, no outro extremo, conseguiu 53 menções de polaridade positiva (*love*), quase a mesma quantidade de menções negativas se somarmos as menções à tristeza e à ironia. Tal comportamento é totalmente diferente do resultado da maioria das publicações que têm uma relação entre positivo e negativo muito mais favorável ao governo. O fato destaca um indicador de insatisfação maior nessa área da gestão, no caso, educação.

A segunda publicação com maior número de expressão de sentimentos negativos (14) também se refere à educação: “Até 2018 todas as escolas

da Rede Estadual de Ensino terão recebido intervenções para melhoria da infraestrutura física garantindo conforto e ambiente propício para os processos de ensino e aprendizagem. Mais informações > > <http://bit.ly/2jnfQG5> #GovernoDeTodosNós”. Apesar de ter uma relação mais favorável entre menções pró e contra, comentários do tipo: “Só mídia desse governo horrível! No município de Governador Newton Bello – Maranhão, a escola está em estado de calamidade. Nunca a escola tinha chegado a esse ponto” ainda indicam as mesmas críticas que já tinham aparecido em publicação anterior.

A terceira publicação com maior índice de negatividade (12) também se refere à mesma área, como no seguinte exemplo de publicação: “ATENÇÃO! Termina nesta sexta-feira (27) o prazo para matrículas nos 11 Centros de Educação Integral do Maranhão O #EducaMais que vão funcionar a partir de março em São Luís São José de Ribamar Alcântara Santa Inês São Bento e Timon. Mais informações > > <http://bit.ly/2k4Qj5y> #GovernoDeTodosNós.” Nela, especificamente, chama a atenção o pequeno número de indicações positivas via menção *love*, apenas 3, provavelmente, por se tratar de uma informação de final de prazo para acessar o benefício da matrícula, na rede pública, questão difícil de resolver em muitas administrações.

Ao todo, das 96 menções com polaridade negativa mais direta, 70 foram direcionadas a publicações em que o tema era a educação, indicando um percentual de quase 73%. Além das três mais fortes que totalizaram, sozinhas, 67 avaliações do tipo *angry*, mais 2 publicações com números menores (2 e 1, respectivamente), também voltadas à educação, completaram as menções computadas. Se, na média geral, a relação entre menções com polaridade positiva e negativa a partir das publicações (760/96) chega a quase 8 por 1, nas de educação citadas, tal relação se reduz bastante tendendo à igualdade e até sendo invertida como no caso do prazo de matrícula.

Considerações finais

A metodologia de IH, quando aplicada a problemas de AS, oferece uma opção intermediária entre os processos totalmente automatizados (ou pelo menos onde a intervenção humana e seu potencial de impactar resultados estão apenas no desenvolvimento do algoritmo)⁸ e aqueles feitos totalmente por analistas ou pesquisadores.

⁸ Diversos trabalhos discutem a discutível imparcialidade dos processos automatizados justamente porque tal suposição não considera a mão, a vontade e os interesses humanos incorporados nas soluções de código e nas plataformas que oferecem processos computadorizados. Ver, por exemplo, Pariser (2012).

Em relação aos inconvenientes da primeira, oferece um grau de compreensão maior da complexidade envolvida na interpretação de expressões subjetivas, utilizando o próprio conjunto de informações produzido pelos participantes de determinada plataforma ou rede social.

A determinação das polaridades geradas não em ambiente formal de pesquisa (no qual o fato de saber que está sendo observado pode alterar as reações), mas a partir da própria manifestação, teoricamente espontânea, dos usuários da plataforma, dentro do conjunto de interações gerado ao longo do acesso ao ambiente de sociabilidade que é construído, pode ser considerada um ganho metodológico por oferecer, apesar de não ser imune a alterações (algumas citadas abaixo), grande potencial de análise.

A possibilidade de operar com amostras bem maiores, processadas em menor espaço de tempo e geradas de forma coletiva (como a que analisamos) é também um aspecto positivo em relação aos métodos que dependem totalmente de processamento humano, como nos casos em que a determinação do sentimento de cada texto tem que passar por um indivíduo para avaliação. Tal vantagem também se traduz como redução dos custos associados a qualquer empreendimento desse tipo, o que também, novamente, vai impactar a possibilidade de trabalharmos com amostras maiores e, portanto, mais representativas.

Como apresentado, o processo que utilizamos gera, além de um material inicial já passível de análise, um subproduto valioso que é o conjunto de dados rotulado para teste que pode ser utilizado para treinar classificadores em situações semelhantes, fase fundamental da abordagem de AM que tem se constituído em ferramenta cada vez mais comum para esse tipo de problema. A fase de treinamento tem sua eficiência aumentada por oferecer um contexto semelhante ao que será enfrentado no processamento de conjuntos de dados de origem parecida, constituindo uma vantagem considerável em relação aos métodos não supervisionados e baseados em dicionários e conjuntos léxicos.

O detalhamento da utilização desse agregado de dados, nas fases seguintes do processo de AM, está além do escopo deste texto e envolve conhecimentos da área da Ciência da Computação para estruturação de um algoritmo capaz de executar a função em determinada linguagem de programação (temos utilizado *Python*)⁹ e a partir de algum modelo de classificação como *Naive Bayes*¹⁰ ou outro semelhante. Mesmo assim, o fato é que, no procedimento apresentado, podemos, facilmente, gerar a estrutura de dados que é utilizada para a etapa de treinamento e que, em síntese, tem o formato de um conjunto de elementos binários do tipo x,y ,

⁹ Linguagem de programação.

¹⁰ Exemplos de código dessa abordagem podem ser encontrados em Müller e Guido (2016).

uma tupla¹¹ nos termos da linguagem *Python*, em que x será o comentário em questão e y a polaridade determinada. Em termos bastante simplificados, o texto x será, então, desmembrado em palavras (*tokens*), que terão calculada, individualmente, a probabilidade de aparecer em mensagens de determinada polaridade. Feito isso, o classificador usará esse conjunto probabilístico para identificar, em mensagens novas, as chances de estarem em uma das categorias predeterminadas, no caso, positiva ou negativa.

É importante dizer que, no conjunto de menções sobre ações de governo, é de se esperar que manifestações mais políticas e ligadas aos grupos que lutam pelo poder naquela região permeiem os resultados. Outro fator a considerar é que a utilização de recursos de automação e de assessorias especializadas em mídias sociais também impactam os números, apesar de que, nesse caso, mais os de polaridade positiva do que os de negativa. Mesmo assim, consideramos que o conjunto de dados levantados, incluindo as informações que também são disponibilizadas, como os próprios comentários, a identificação dos autores¹² e a distinção entre as diversas modalidades atuais de menção (agora mais específicas do que o antes único botão de “curtir”), oferece potencial interessante para a análise, principalmente por não se tratar de momento de campanha política, em que todo tipo de “ruído” pode aparecer com mais intensidade.

Ao invés disso, considerando que monitoramos o dia a dia da Administração Pública, tal abordagem pode gerar bons indicadores traduzindo-se em ferramentas de auditoria ou para uso em estudos comparativos, capaz de identificar o impacto de determinadas políticas na opinião pública, oferecendo *insights*, inclusive, de maior precisão com informações sobre *onde* e *como* determinadas coisas estão. Para administrações interessadas em efetivamente servir ao público, esses indicadores podem fazer enorme diferença, inclusive por ter sua produção quase a custo zero, gerada de modo contínuo e, principalmente, por ser capaz de acompanhar o intrincado sistema de interações e desafios envolvidos na gestão de estruturas públicas cada vez mais complexas.

¹¹ *Tupla* é um termo da linguagem de programação de *Python*, que quer dizer apenas uma *dupla* onde a ordem dos elementos não pode mudar.

¹² Essa identificação não é feita nominalmente, mas associando um número único (ID) a cada usuário.

Referências

BENEVENUTO, Fabrício; RIBEIRO, Filipe; ARAÚJO, Matheus. *Métodos para Análise de Sentimentos em mídias sociais*. 2016. Cap. 1. Disponível em: <<http://homepages.dcc.ufmg.br/~fabricio/download/webmedia-short-course.pdf>>. Acesso em: 20 ago. 2017.

COPPIN, Ben. *Inteligência artificial*. Rio de Janeiro: LTC, 2010.

FACEBOOK. Netvizz. Disponível em: <<https://apps.facebook.com/netvizz/>>. Acesso em: 9 mar. 2017.

HANNAK, A. et al. *Tweetin' in the rain: exploring societal-scale effects of weather on mood*. 2017. Disponível em: <<http://www.ccs.neu.edu/home/amislove/publications/Weather-ICWSM.pdf>>. Acesso em: 3 mar. 2017.

HEKIMA. *Como classificar sentimentos em redes sociais?* 2017. Disponível em: <<http://www.bigdatabusiness.com.br/como-classificar-sentimentos-nas-redes-sociais/>>. Acesso em: 28 fev. 2017.

MÜLLER, Andreas; GUIDO, Sarah. *Introduction to machine learning with Python: a guide for data scientists*. Sebastopol-CA: O'Reilly Media, 2016.

PARISER, Eli. *The filter bubble: how the new personalized web is changing what we read and how we think*. Londres: Penguin Books, 2012.

SANTOS, Márcio. *Comunicação digital e jornalismo de inserção: como big data, inteligência artificial, realidade aumentada e internet das coisas estão mudando a produção de conteúdo informativo*. São Luís, 2016. Disponível em: <<http://www.labcomdata.com.br/publicacoes/>>. Acesso em: 21 ago. 2017.