

Participação popular na produção e compartilhamento de informação: Caso #CoronaVirusBrasil + “Bolsonaro” no Twitter

Resumo: Neste artigo investigamos a participação popular na produção e compartilhamento de informação no Twitter. Através da Análise de Redes Sociais (ARS) reunimos comentários com a palavra “Bolsonaro” e #CoronaVirusBrasil a partir do pronunciamento do presidente Jair Bolsonaro ocorrido na noite do dia 23/03/2020. Adotamos a ferramenta Netlytic, que nos proporcionou análises e percepções dos 53.329 tweets postados entre os dias 24/03/2020 e 28/03/2020.

Palavras-chave: Análise de Redes Sociais (ARS); Twitter; Covid19; Bolsonaro.

Articipación popular en la producción e intercambio de información: caso #CoronaVirusBrasil + “Bolsonaro” en Twitter

Resumo: En este artículo investigamos la participación popular en la producción y el intercambio de información en Twitter. A través del Análisis de Redes Sociales (ARS) recolectamos comentarios con la palabra “Bolsonaro” y #CoronaVirusBrasil del comunicado del presidente Jair Bolsonaro ocurrido en la noche del 23/03/2020. Adoptamos la herramienta Netlytic, que nos proporcionó análisis y percepciones de los 53.329 tweets publicados entre el 24/03/2020 y el 28/03/2020.

Palavras clave: Análisis de Redes Sociales (ARS); Twitter; COVID-19; Bolsonaro.

Popular participation in the production and sharing of information: the #CoronaVirusBrasil + “Bolsonaro” case in Twitter

ABSTRACT: In this paper we investigate popular participation in the production and sharing of information on Twitter. Through Social Network Analysis (SNA) we gathered comments with the word



Rita de Cássia Romeiro Paulino¹
Marcos César da Rocha Seruffo²
Marina Lisboa Empinotti³
Kennedy Edson Silva de Souza⁴
Yomara Pinheiro Pires⁵

1 Bacharel em música (piano) pela UFSM, mestra e doutora em Multimeios (cinema) pela UNICAMP. É professora associada do Departamento de Artes e Comunicação (DAC) e do Programa de Pós-Graduação de Imagem e Som (PPGIS), ambos da Universidade Federal de São Carlos (UFSCar). É autora de vários artigos e capítulos de livros sobre a relação da música com o cinema.

2 Marcos César da Rocha Seruffo - Doutor em Engenharia Elétrica, com ênfase em Computação Aplicada (PPGEE - UFPA - 2012). Realizou Pós Doutorado na Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, no Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica (PPGEE - PUC-RJ - 2020). Atualmente é Professor Associado I da Universidade Federal do Pará. Está vinculado ao Programa de Pós Graduação em Estudos Antrópicos na Amazônia (PPGEAA) e Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica (PPGEE). Atua como Pesquisador do Laboratório de Pesquisa Operacional (LPO). Coordena e participa de atividades de ensino, pesquisa e extensão através de projetos nacionais e internacionais em áreas interdisciplinares, dentre estas: Tecnologias Sociais, Experiência do Usuário, Mineração de Dados, Análise de Redes Sociais e Processamento de Linguagem Natural.

“Bolsonaro” and #CoronaVirusBrasil from the statement by President Jair Bolsonaro on the night of 03/23/2020. We adopted the Netlytic tool, which provided us with analyzes and perceptions of the 53,329 tweets posted between 03/24/2020 and 03/28/2020.

Keywords: Social Network Analysis (SNA); Twitter; Covid19; Bolsonaro.

1 Introdução

Vivenciamos com as Mídias Sociais uma nova forma de comunicação paralela à divulgação por mídias tradicionais, rompendo com o paradigma do broadcast, em que o veículo controla a mensagem e a direciona a um grande público. Nasce o que Bowman e Willis (2003) denominam *intercast*, em que os integrantes do processo comunicativo trocam de papéis constantemente, ora recebendo ora enviando conteúdo. O cidadão, ou grupo, torna-se ativo em todas as etapas do processo: coleta, reportagem, análise, disseminação.

Neste artigo nos propomos a investigar a aplicação de algoritmos e técnicas de Análise de Redes Sociais (ARS) para mapear a participação popular na produção e compartilhamento de informação em redes digitais. Após um longo período em que Orkut e Facebook se consagraram como as mídias sociais de maior alcance global, dados atuais mostram o início da migração das redes sociais mais amplas para as mais restritas, como WhatsApp, Viber, Facebook Messenger e Telegram (Newman et al., 2019, p.37). Preocupações com liberdade de expressão, segurança dos dados, radicalização de opiniões são potenciais influenciadoras da mudança de comportamento observada na pesquisa.

O que distingue as mídias sociais das mídias tradicionais, como rádio, impresso e de outras novas mídias, como sites e podcasts? Hogan e Quan-Haase (2010) sugerem que uma definição de mídia social precisa se concentrar especificamente no que é único sobre os aplicativos e ferramentas incluídas. Bruns (2015), citado por Hogan e Quan-Haase e Sloan (2016), destaca que a singularidade das mídias sociais é seu foco em conectar: ‘Todas as mídias são sociais, mas apenas um subconjunto específico de todas as mídias é fundamentalmente definido por sua socialidade e, portanto, distingue-se (por exemplo) da grande mídia impressa, rádio e televisão’ (2015: 1).

The SAGE Handbook of Social Media Research Methods (2016) sugere que, uma vez que as três características a seguir

3. Jornalista e mestra em Jornalismo pela Universidade Federal de Santa Catarina. Doutora em Estudos da Comunicação FCT pela Universidade da Beira Interior. Atuou em redações de jornais, revistas e portais como repórter e editora e como assessora de comunicação de projetos educacionais, tecnológicos e ONGs. É bolsista FAPESC de Jornalismo e Inovação e integrante do Grupo de Pesquisa CNPq - Nephi-Jor: Núcleo de Estudos e Produção em Hipermídia Aplicados ao Jornalismo. Pesquisa Webjornalismo e inovação em Jornalismo, com foco em novas tecnologias: tablets, smartphones e Impressão 3D.

4 Possui bacharelado em Sistemas de Informação pela Universidade Federal do Pará (2019) onde atualmente cursa o mestrado em Estudos Antrópicos na Amazônia. Possui experiência em desenvolvimento de sistemas de informação multiplataforma. Participa de projetos de pesquisa nas áreas de tecnologias sociais e experiência do Usuário.

5 Possui doutorado em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal do Pará (2009). Atualmente é professora associada da Universidade Federal do Pará, atuando na Faculdade de Computação e no Programa de Pós-Graduação em Estudos Antrópicos na Amazônia (PPGEAA/UFPA) no Campus Universitário de Castanhal. É coordenadora do PPGEAA/UFPA, em nível de mestrado. Coordena o projeto Meninas Paid'éguas, projeto pertencente ao Programa Meninas Digitais da Sociedade Brasileira de Computação (SBC), é coordenadora do Núcleo de Acessibilidade da UFPA/Castanhal. Tem experiência na área de Ciência da Computação e Engenharia de Software, atuando principalmente nos seguintes temas: engenharia de software, informática e educação, inteligência artificial, mineração de dados e computação afetiva.

são identificadas em um aplicativo ou site, estamos diante de uma plataforma de Mídias Sociais com:

- Capacidade de suportar conteúdo gerado pelo usuário em formas como imagens, texto, vídeos e status (como check-ins de localização geográfica) (Blackshaw, 2006; Gruzd et al., 2012; Kaplan e Haenlein, 2010; Xiang e Gretzel 2010).
- Fornecimento de meios para que os usuários se conectem (através de seguidores ou curtidas no Twitter, conexões de amizade no Facebook ou fazendo check-in no Foursquare) (Correa, Hinsley e De Zúñiga, 2010).
- Apoio a vários meios para os membros se envolverem na forma de colaboração, construção da comunidade, participação, compartilhamento, vinculação e outros meios (Bruns, 2015; Otieno e Matoke, 2014).
-

No Brasil, segundo o Relatório REDES SOCIAIS – do Instituto DATAFOLHA – 2019, sete em cada dez brasileiros adultos (72%) têm conta em pelo menos uma rede ou aplicativo social. O mais popular entre os consultados foi o Whatsapp, que conta com a adesão de 69%. Na sequência aparecem Facebook (59%), Instagram (41%) e Twitter (16%). Em comparação com a pesquisa anterior, de abril do mesmo ano, os índices são próximos: WhatsApp (69%), Facebook (56%), Instagram (35%) e Twitter (14%). (DATAFOLHA, 2019)

O Twitter é considerado, para muitos pesquisadores, uma fonte significativa de dados (Dietmar Janetzko, 2016). Para o autor, parte desses dados pode ser obtida em grandes volumes por meio das APIs e Web Scraping (Singrodia et al., 2019), embora a última seja a mais frequentemente utilizada para extrair as informações. Esse universo computacional ainda é um desafio para as áreas da Comunicação e do Jornalismo.

Quan-Haase e Sloan (2016) consideram esse distanciamento das áreas como um problema particular para a comunidade das Ciências Sociais devido à escassez de conhecimento em computação e codificação entre os pesquisadores. Os autores destacam três pontos importantes na análise dos dados: a velocidade da resposta aos eventos, que cria um conjunto diferente de problemas em torno dos pesquisadores que reagem com rapidez para iniciar a coleta, mas depois enfrentam diversos problemas para tratar de forma eficaz estes dados. A veracidade dos dados se preocupa principalmente com a precisão, a confiabilidade e a qualidade dos dados, e muitas vezes não se tem ferramentas adequadas. Outra questão são os princípios éticos. No caso do Twitter, a plataforma não permite que os tweets sejam apresentados sem nomes de usuário. Isso, por sua vez, tem implicações para proteger

os participantes contra danos ao apresentar dados que podem ser incendiários, como tweets contendo discurso de ódio (Quan-haase e Sloan, 2016) , cada vez mais frequentes nas redes.

2 Objetivos

Este estudo de caso aborda a participação das pessoas, na plataforma Twitter, que postaram comentários com a palavra “Bolsonaro” e que citaram no mesmo post a hashtag #CoronaVirusBrasil. Para investigar esta participação e conteúdos, adotamos a ferramenta Netlytic, que nos proporcionou análises e percepções dos conteúdos postados entre os dias 24/03/2020 a 28/03/2020. Esta base de conteúdos foi coletada a partir do pronunciamento do presidente Jair Bolsonaro ocorrido na noite do dia 23/03/2020. Após o discurso polêmico em que o presidente critica ações estimuladas pela Organização Mundial de Saúde (OMS), como distanciamento social, fechamento de escolas, comércio e incentivo ao confinamento doméstico, o público se manifestou no Twitter e este posicionamento social foi o que buscamos identificar.

Figura 1: Dia 26/03 maior número de tweets publicados sobre o pronunciamento do Presidente do Brasil.



Fonte: Relatório do Netlytic.

3 Metodología

O Coronavírus no Brasil tem provocado uma pandemia comunicacional polarizada e protagonizada por nossos governantes na esfera Federal, Governamental e Municipal. Enquanto isso, a

população dividida convive com informações desencontradas e assume seu papel nas Redes Sociais de agente comunicacional para discutir, apontar, reclamar sobre as medidas em todas as esferas públicas. O recorte de base de dados aqui apresentado se refere ao período de 24/03/2020 a 28/03/2020, um dia depois do discurso do presidente da República Jair Bolsonaro contrariando recomendações da OMS.

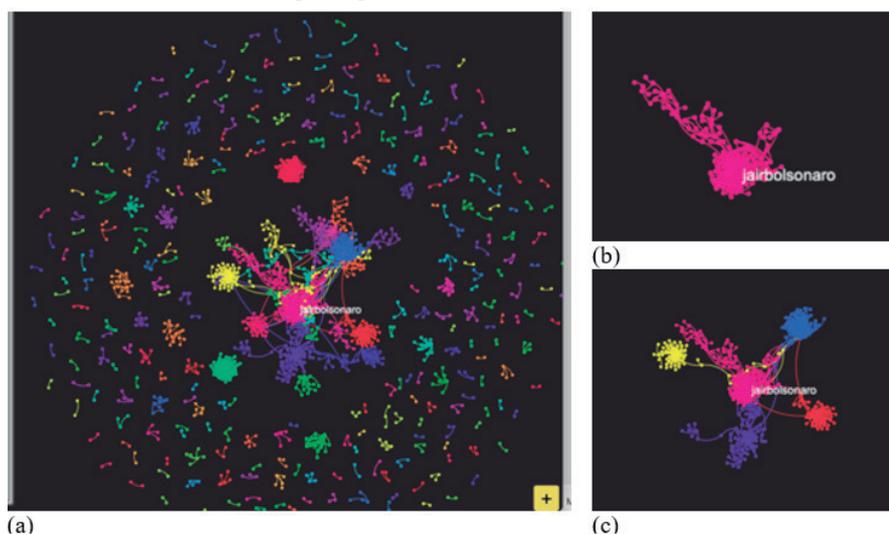
Neste estudo de caso abordaremos a Análise da Rede produzida no Twitter com base nas palavras “Bolsonaro AND CoronaVirus” e suas conexões, além da Análise Textual que resgata os tópicos mais populares nesse conjunto de dados que são medidos pela frequência das palavras. Segundo Menczer, Fortunato e Davis (2020) uma rede é a descrição mais simples de um conjunto de entidades interconectadas, que chamamos de nós, e suas conexões, que chamamos de links.

4 Resultados

4.1 Análise de Rede

Para executar esta coleta de dados foram escolhidas as palavras Bolsonaro AND CoronaVirus, e obtivemos, através da Plataforma Netlytic, 53.329 tweets, com 35.373 de postagens únicas, número expressivo que mostra o impacto do discurso sobre as medidas do governo para combater o Coronavírus.

Figura 2: (a) refere-se à Rede de pessoas conectadas que citaram a palavra Bolsonaro e CoronaVirus no período pesquisado e (b) e (c) representam os principais clusters da Rede A.



Fonte: Netlytic

Cada ponto da Figura 2 é um nó que representa uma pessoa e as linhas são as conexões entre elas. As Figuras 2 (b) e (c) representam alguns clusters da Rede representada em (a); cada cor representando um Cluster e suas conexões. Estas conexões podem ser retweets ou comentários de um determinado post.

Medidas baseadas no grau ou nó, indicam a atividade de comunicação de um ponto e medidas de clusters indicam atividades de comunicação de vários nós sobre um determinado assunto. Para Recuero e Gruzd (2019), a medida de centralidade busca verificar quais nós foram mais centrais para as redes e o porquê. Para Stokman, (2001), nas redes de relacionamento, o número de opções recebidas (indegree) geralmente indica centralidade (popularidade). No grau de influência das redes, a centralidade é baseada no número de relacionamentos de saída (outdegree), indica uma pessoa, influenciadora, formadora de opinião.

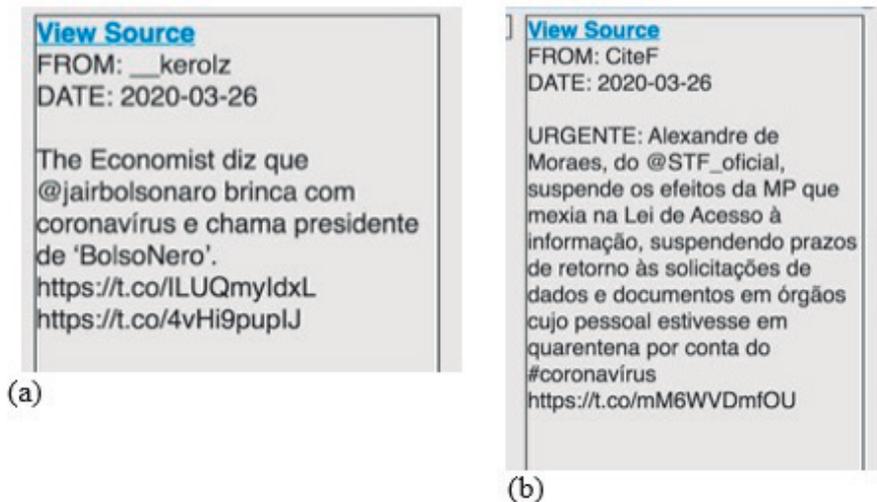
Iremos adotar as métricas destacadas por Recuero e Gruzd (2019):

- Indegree (grau de entrada) – O grau de entrada representa o número de conexões diretas que determinado nó recebe dos demais na sua rede. Em termos de conversação no Twitter, o grau de entrada está relacionado à quantidade de vezes que determinado ator é retuitado ou mencionado nos tweets da rede.

- Outdegree (grau de saída) – O grau de saída representa, por sua vez, o número de conexões que determinado nó faz com os demais. Assim, quando determinado ator menciona ou retweet alguém, há uma conexão produzida por meio daquele tweet.

Na Figura 2(b) temos um conjunto de interações onde o ator principal mencionado é @Bolsonaro. Nota-se que todas as relações (linhas) convergem formando um cluster com a característica de Grau Indegree. Em (c), pode-se notar outros clusters que as pessoas publicaram comentários sobre o assunto Coronavírus, características de Grau Outdegree.

Figura 3: Característica de um Nó InDegree representado no comentário



Fonte: Netlytic

Na Figura 3(a) temos o perfil de @jairbolsonaro (InDegree) que é citado por “_Kerolz” e na Figura 3(b) temos a característica de um Nó OutDegree do perfil “from:CiteF” quando este cita uma hashtag, nesse caso a #coronavirus.

Os nós podem representar todos os tipos de entidades: pessoas, cidades, computadores, sites, conceitos, células, genes, espécies e assim por diante. Os links representam relacionamentos ou interações entre essas entidades: amizades entre pessoas, voos entre aeroportos, links entre páginas da web, sinapses entre neurônios e assim por diante.

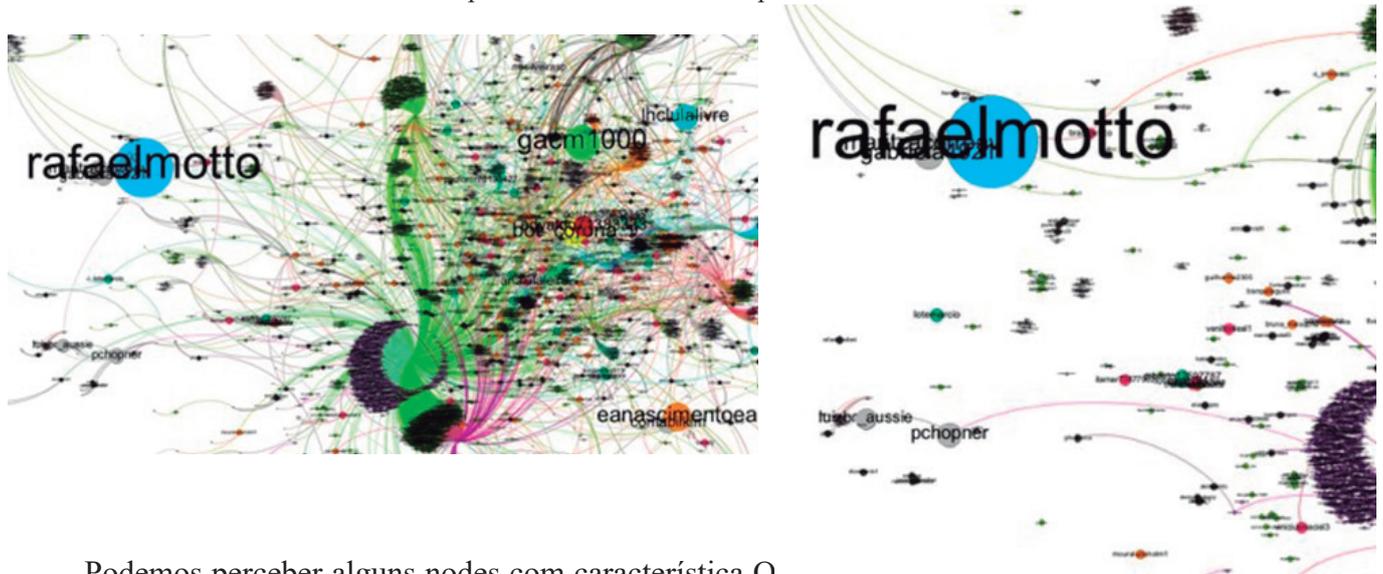
Figura 4. Grafo que representa o conjunto de nodos InDegree desta pesquisa de forma clusterizada.



Fonte: Grafo produzido no softwares Gephi.

Na Figura 4(b) temos uma visão mais aproximada dos atores em Grau Indegree. em destaque o node “jairbolsonaro” como o node que recebeu maior número de links (1839), na sequência o node “metropels” recebeu 509 links e “estadaopolitica” com 393 links.

Figura 5. Grafo que representa o conjunto de nodos OutDegree desta pesquisa de forma clusterizada. Fonte: Grafo produzido no softwares Gephi.



Podemos perceber alguns nodes com característica *OutDegree*, (Figura 5a) em destaque, por exemplo o node “rafaelmotto” (Figura 5b) citou 48 vezes o termo “Bolsonaro”.

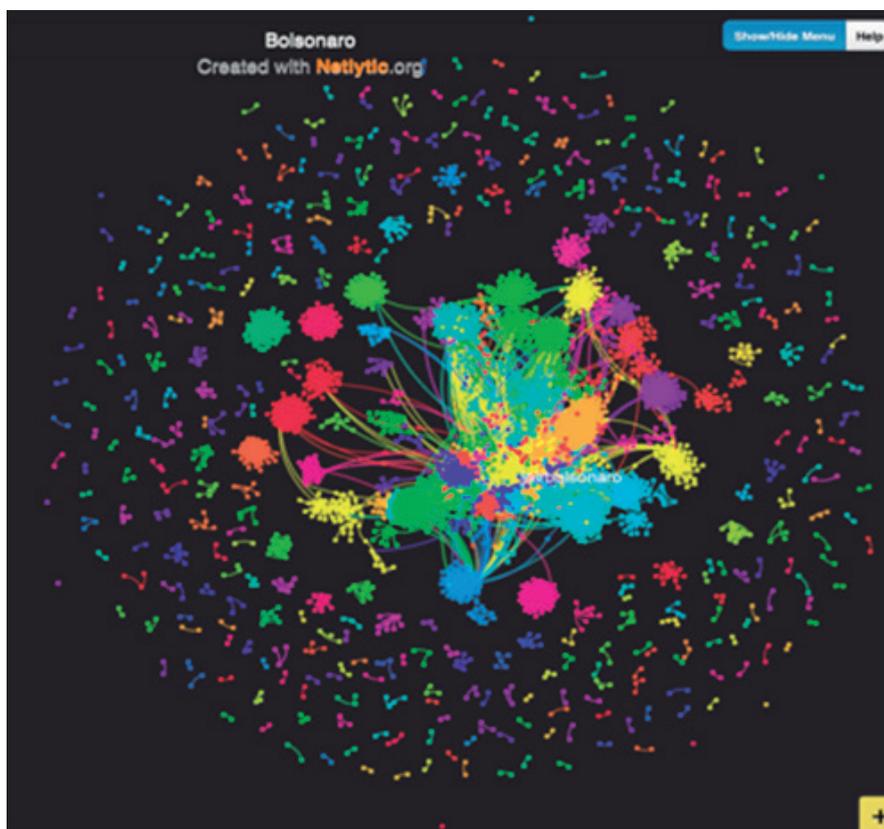
Podemos estudar as interações humanas em escala e resolução que nunca foram possíveis no passado: quem é amigo de quem, quem presta atenção no que o outro fala, quem gosta do que, o que é recomendado e como essas informações propagam, rastreiam, exploram e modelam o que as pessoas fazem.

Nem todas as redes sociais têm links recíprocos, no entanto. Por exemplo, o Twitter é uma rede social popular com links que não são necessariamente recíprocos: Alice pode seguir Bob sem Bob necessariamente seguindo Alice de volta. Como resultado, os flashes de relacionamento capturados pela rede do Twitter não são amizade; você segue alguém para ver o que eles postam. Quando você retweet uma postagem, seus seguidores a veem. Essa é uma boa maneira de compartilhar informações de maneira ampla, de modo que o Twitter é uma rede social que visa principalmente a divulgação de informações - uma rede de comunicação. (Menczer; Fortunato; Davis, 2020)
Tradução: Autores.

Sobre o *tipo de Rede*, também analisada na Plataforma Netlytic, observa-se que há uma centralidade baixa nas relações identificadas

através dos clusters (Figura 6). Não há um cluster fomentador das discussões e sim vários, o que indica um posicionamento sobretudo individual ou de pequenos grupos nas discussões. Em relação a sua forma e conexões, podemos analisá-la sob quatro vieses: Centralidade, Densidade, Reciprocidade e Modularidade.

Figura 6: Pessoas que se posicionaram no Twitter usando a palavra Bolsonaro no texto ou na #CoronaVirus, esboçadas pelos nós (pontos) e as conexões ou links que representam as mensagens entre elas.



Fonte: Netlytic

A *Centralidade* mede a centralidade de grau médio de todos os nós dentro de uma rede. Quando uma rede tem um alto valor de centralização mais próximo de 1, sugere que alguns participantes centrais dominam o fluxo de informações na rede. A rede pesquisada é considerada de baixa medição de centralização, com valor de 0.1453. Os valores próximos a 0 são considerados descentralizadas, onde a informação flui mais livremente entre muitos participantes.

A variável *Densidade* considera a proporção dos laços

existentes com o número total de vínculos possíveis em uma rede. Em outras palavras, é calculada dividindo o número de laços existentes (conexões) pelo número de possíveis laços, indicando proximidade entre participantes dentro de uma rede. Quanto mais perto esta medida é para 1, mais estreita a conversa, o que sugere que os participantes conversam com muitos outros. A rede analisada apresentou o parâmetro 0.000206, ou seja, as pessoas não fazem parte da mesma rede ou da mesma comunidade. Essa característica nos parece adequada para públicos que interagem por uma razão específica.

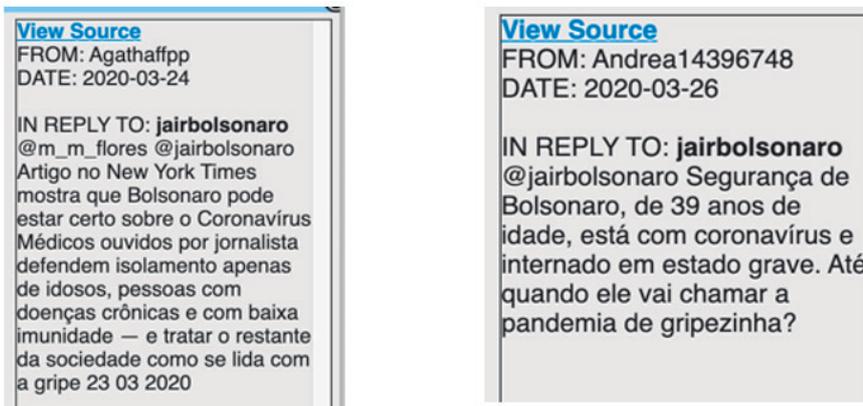
Esse comportamento reflete também em uma baixa *Reciprocidade* da rede. Trata-se de uma proporção de laços que mostram comunicação bidirecional (também chamada de *vínculos recíprocos*) em relação ao número total de laços existentes. Um valor mais alto indica que muitos participantes têm uma conversa de mão dupla, enquanto um baixo valor de reciprocidade sugere que muitas conversas são unilaterais, portanto, há pouca conversa para frente e para trás. Na rede analisada o valor encontrado foi de 0.0005, indicando que as pessoas participaram, mas não houve muita discussão entre elas.

Para os Clusters temos a variável *Modularidade*, que nos ajuda a determinar se os clusters encontrados representam comunidades distintas na rede. Maiores valores de modularidade indicam divisões claras entre as comunidades representadas por clusters no Netlytic. Baixos valores de modularidade, geralmente menores de 0,5, sugerem que os clusters se sobrepõem mais, sejam mais concisos, destacados como grupos. Na rede analisada o valor encontrado foi de 0.781500, o que reforça a disparidade dos grupos conectados e alta formação de clusters ou conversas isoladas.

4.2 Análise Textual

Um das funcionalidades da plataforma Netlytic é dar condições de resgatar o discurso de cada ator, pois ao clicar no nó temos o que foi comentado. No exemplo da Figura 7 destacamos o comentário de “p1”, que indica o apoio de um partidário do governo Bolsonaro sobre medidas divulgadas no discurso, mas no mesmo nó encontramos o “p2” que pode ser analisado como uma crítica velada ao presidente. Lembrando que os posts do Twitter são abertos e que nosso objetivo é apresentar recursos computacionais para compreender as Redes formadas por opiniões distribuídas e compartilhadas e, conseqüentemente, revelar ou entender o sentimento e/ou posicionamentos das pessoas frente aos assuntos divulgados na mídia.

Figura 7: Tweets resgatados no período da amostra com menções ao perfil @jairbolsonaro.



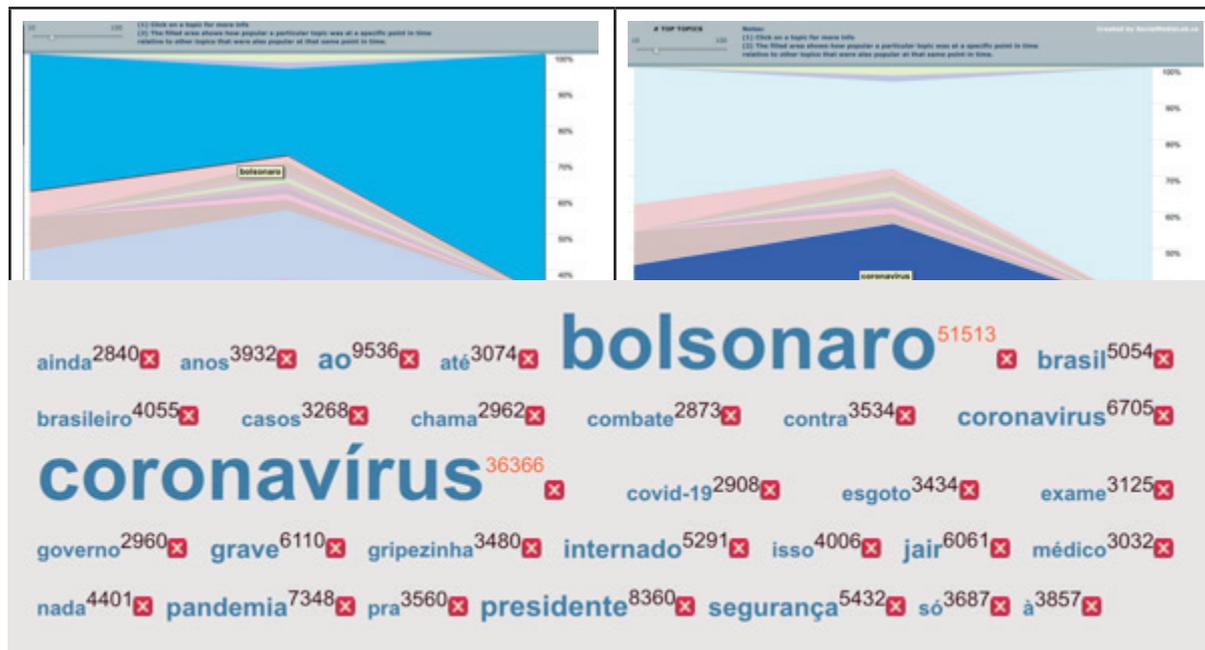
Fonte: Netlytic

Na *Análise de Textual* temos duas possibilidades de visualização de resultados: *Extração de Palavras-chave* (keyword extractor) ou *Categorias Manuais* (manual categories). Esta pode indicar um sentimento positivo ou negativo dos discursos, mas exige a coleta manual e interpretação de palavras que indiquem o valor positivo e negativo. Devido a este caráter subjetivo, não avançamos neste recurso, mas indicamos que pode ser uma opção para pesquisas que desejam confrontar polarização de ideias.

A Extração de Palavras-chave é voltada à identificação dos tópicos populares no conjunto de dados analisados, medidos pela frequência das palavras. Essa opção conta as palavras mais frequentemente associadas à principal, apresentando-as em forma de nuvem ou de gráfico (Figura 5). Este último mostra também a evolução da frequência das palavras ao longo do tempo selecionado de pesquisa: observa-se a variação da esquerda (início da pesquisa), para a direita (final da pesquisa).

O primeiro termo refere-se ao termo Bolsonaro, ou seja, o termo base da pesquisa, por isso em maior incidência que os demais. Note que a evolução das citações do termo Bolsonaro e #CoronaVirus teve ascensão a partir do discurso do dia 23/03, com ápice no dia 24/03. A partir daí, os termos ainda foram muito citados, mas em conjunto com outros termos, como pode ser visualizado na Figura 8.

Figura 9: Nuvem de Palavras.



Fonte: Netlytic

Outra função da Análise Textual é a contagem das palavras mais frequentes, reunidas em uma nuvem, ilustrada na Figura 9. Neste caso, o tamanho do texto é o indicativo de sua incidência.

5 Considerações finais

Nos últimos dez anos, a mídia social se tornou parte integrante da vida cotidiana, com grandes implicações econômicas, políticas e sociais. Enquanto a influência da mídia tradicional diminuiu, as plataformas de mídia social foram adotadas em todo o mundo a uma velocidade sem precedentes, revelando a natureza extraordinária do fenômeno da mídia social - Quan-Haase and Sloan (2016).

Neste artigo apresentamos uma técnica computacional acessível a pesquisadores que não tenham conhecimento específico em computação para investigar o universo da participação nas Mídias Sociais. A análise é feita no Twitter com a Plataforma Netlytic que possibilita a coleta de dados nas Mídias Sociais e possui recursos adicionais para Análises Textuais e de Rede. São meios fundamentais para se entender os fenômenos da participação pública nas tomadas de decisão e posicionamentos.

Analisamos a participação das pessoas no Twitter após o discurso do presidente Jair Bolsonaro. Com a Plataforma Netlytic, realizamos as Análises Textuais e de Redes para visualizar Grafos e suas conexões. Entendem-se Grafos como o conjunto de Nós (pessoas) e suas conexões (citações, retweets, links). Para a Análise Textual identificamos uma participação quase imediata após o discurso do Presidente, mais de 51.000 vezes o nome Bolsonaro foi mencionado e mais de 36.000 se referindo ao CoronaVírus.

Independente dos motivos para participar de uma rede, podemos mapear e investigar informações além do significado de um post. Podemos verificar tendências, mapear polaridades, verificar sentimentos, níveis de toxidade e muitos outros fenômenos analisando as mensagens e estudando as redes que estas mensagens e pessoas se configuram.

Segundo Menczer, Fortunato & Davis (2020 p. 186), as redes desempenham um papel central na maneira como as ideias e informações se espalham em uma comunidade social. Muitas vezes somos expostos a coisas novas por meio de amigos, ou descobrimos as últimas notícias sobre política porque alguém nos envia um artigo que acabou de ler. De fato, muito do que fazemos é determinado direta ou indiretamente por nossos contatos sociais. A influência social é um fator crítico quando adotamos um comportamento, tomamos uma decisão, adotamos uma inovação ou moldamos nossas visões culturais, políticas e religiosas

Destaca-se que não conseguimos mapear uma polarização mais explícita em números, mas ficou evidente essa situação nas análises de conteúdo dos posts coletados (Figura 7). Identificamos também uma baixa centralidade no grafo da rede mapeada, o que evidencia que as pessoas estão se posicionando no Twitter, mesmo que de forma solitária, movimento que mostra a importância de dar voz a quem não tem em um cenário que afeta o mundo todo.

Por fim, concordamos com Quan-Haase e Sloan (2016) que consideram o distanciamento das áreas das Ciências Sociais com a Computação um problema que impede os avanços nas pesquisas em grandes bases de dados sob a ótica da Comunicação e do Jornalismo. É fundamental nesses casos uma atividade interdisciplinar para obter resultados mais conclusivos sobre a participação na esfera pública digital.

6 Referências

Aranha, C; Passos, E. A tecnologia de mineração de textos. Revista Eletrônica de Sistemas de Informação, v. 5, n. 2, 2006.

Bardin, L. Análise de conteúdo. Lisboa: Edições 70, 1977.

Bowman, S.; Willis, C. We Media: How audiences are shaping the future of news and information. Reston: Media Center at American Press Institute, 2003. Disponível em: http://sodacity.net/system/files/Willis-and-Bowman_We-Media-Ch1.pdf Acesso em: 30/03/2021

Canavilhas, J; Colussi, J; Moura, Z-B. Desinformación en las elecciones presidenciales 2018 en Brasil: un análisis de los grupos familiares en WhatsApp. El profesional de la información, v. 28, n. 5, e280503, 2019.

DATAFOLHA- Relatório REDES SOCIAIS. São Paulo, 2019. Disponível em: <http://media.folha.uol.com.br/datafolha/2019/07/18/rb64b24fcbe31bb6462777e8ac110d3cfrs.pdf>, acessado em 26/03/2021.

Gaizauskas, R.; Wilks, Y. Information extraction: Beyond document retrieval. Journal of Documentation, v. 54, n. 1, p. 70-105, 1998.

Herring, S. Web content analysis: Expanding the paradigm. In: Hunsinger, J., Klasttrup, L., Allen, M. M. (eds.). International handbook of internet research. New York: Springer Verlag, 2010, pp. 233-249

Jenkins, H. Convergence Culture: Where Old and New Media Collide. New York: New York University Press, 2006.

Lévy, P. Cibercultura; trad. Carlos Irineu da Costa. 1ª Ed. São Paulo: Ed. 34, 1999.

López-García, X., Silva-Rodríguez, A., Vizoso-García, Á. A., Westlund, O., & Canavilhas, J. Mobile journalism: Systematic literature review. Comunicar. Media Education Research Journal, v.27, n. 1, 2019.

Bonato Marcolin, C.; da Silva Momo, F.; Becker, J. L; Behr, A. Mineração de texto para análise de discurso: temáticas e argumentos da decisão de voto de deputados durante a votação do impeachment.

Revista Alcance 26.1: 4-12. ISSN: 1983-716X, 2019.

Manning, C. D.; Raghavan, P. ; Schutze, H. Introduction to Information Retrieval. [S.l.]: Cambridge University Press, 2008. ISBN-13 978-0-521-86571-5, xxi+ 482 pages.” Natural Language Engineering16.1, 2010, pp. 100-103.

Mackenzie, Charles E. Coded-Character Sets: History and Development. Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., 1980.

Medeiros, J. S. “Considerações sobre a esfera pública: redes sociais na internet e participação política”. TransInformação, v. 25, n. 1, 2013, pp. 27-33. <https://doi.org/10.1590/S0103-37862013000100003>

Menczer, F., Fortunato, S., & Davis, C. Frontmatter. In A First Course in Network Science (pp. I-iv). Cambridge: Cambridge University Press, 2020.

Pessoni, A; Dos Santos, R. de C. D. A presença social dos deputados federais do Grande ABC no Facebook. Comunicação & Sociedade, v. 40, n. 2, 2018.

Rajaraman, A. and Ullman, J.D. Mining of Massive Datasets. Cambridge University Press, Cambridge, 2011. <http://dx.doi.org/10.1017/cbo9781139058452>

Recuero, R. Redes sociais são grupos de atores, online, 2019. Disponível em: <http://www.ihu.unisinos.br/entrevistas/23660-redes-sociais-sao-grupos-de-atores-entrevista-com-raquel-recuero> Acesso em 30/03/2021.

Russell, Matthew A. Mineração de dados da web social. São Paulo: Novatec Editora, 2011. ISBN 9781449388348

Santos, Leandro Matioli. Protótipo para mineração de opinião em redes sociais: estudo de casos selecionados usando o Twitter. Monografia. Departamento de Ciência da Computação, Universidade Federal de Lavras, 2010.

Satuf, I. Aplicativos agregadores de informação jornalística para dispositivos móveis. Tese de Doutorado. Universidade da Beira Interior, Covilhã, Portugal, 2016.

Scolari, C.A., Aguado, J.M., & Feijoo, C. Mobile media: Towards a

definition and taxonomy of contents and applications. *International Journal of Mobile Technologies*, v. 6, n. 2, 2012, pp. 29-38. <https://doi.org/10.3991/ijim.v6i2.1880>

Shirky, C. *Here comes everybody: The Power of Organizing Without Organizations*. New York: The Penguin Press, 2008.

Silveira J., Sujeitos ordinários e efeito-rumor: Discurso, Arquivo, Tecnologia. In: Flores G., Neckel, N., Gallo S., Lafazzi, S., Pfeiffer C., Zoppi, F., (Orgs). *Análise do Discurso em Rede: Cultura e Mídia*. Campinas, São Paulo: Pontes Editores, 2019, pp. 37-58.

Singrodia, V., Mitra, A., Paul, S. *A Review on Web Scrapping and its Applications*. 2019 International Conference on Computer Communication and Informatics (ICCCI), 2019.

Wazlawick, R.S. *Metodologia de pesquisa para Ciencia da Computação*, 184p. Editora Campus/Elsevier. 2009, ISBN: 9788535235227

Wazlawick, R.S. “Uma Reflexão sobre a Pesquisa em Ciencia da Computação à Luz da Classificação das Ciencias e do Método Científico”, *Revista de Sistemas de Informação da FSMA*, No. 6, 2010, pp. 3-10. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/216546082_Uma_Reflexao_sobre_a_Pesquisa_em_Ciencia_da_Computacao_a_Luz_da_Classificacao_das_Ciencias_e_do_Metodo_Cientifico. Acesso em 26/03/2021.

Wenger, E. *Communities of Practice: Learning, Meaning, and Identity*. Cambridge: Cambridge University Press. 1998, ISBN 978-0-521-66363-2