

MÍDIA SOCIAL E FILTROS-BOLHA NAS CONVERSÇÕES POLÍTIICAS NO TWITTER¹

SOCIAL MEDIA AND FILTER BUBBLES IN POLITICAL CONVERSATIONS ON TWITTER

Raquel Recuero²
Gabriela Zago³
Felipe Bonow Soares⁴

Resumo: O trabalho tem por objetivo explorar as características da circulação de informações na mídia social diante da possibilidade de formação de filtros-bolha. Para tanto, são analisados dois conjuntos de dados relacionados a conversações políticas em torno de acontecimentos recentes no País. O ambiente escolhido para a análise é o do site de rede social Twitter. O método utilizado envolve uma combinação de análise de redes sociais com análise de conteúdo. Os resultados apontam para a existência de grupos ideologicamente distintos na discussão dos temas abordados, colocando em xeque o caráter democrático da mídia social e seu potencial para ampliar a pluralidade de fontes informativas dos usuários.

Palavras-Chave: Mídia social. Circulação de informações. Filtros-bolha.

Abstract: In this paper, we aim to explore the characteristics of information circulation on social media considering the possibility of the emergence of filter bubbles. For that, we analyze two datasets related to political conversations around recent events in the country. We chose the social network site Twitter as the environment for the analysis. The method we used involves a combination of social network analysis with content analysis. Our results point to the existence of ideologically distinct groups in the discussion of the topics chosen, putting at risk the democratic nature of social media and its potential to expand the plurality of information sources for the users.

Keywords: Social media. Information circulation. Filter bubbles.

1. Introdução

O conceito de democracia contemporânea está bastante ancorado na ideia de esfera pública (EP). A ideia de EP de Habermas (1984, 1997) passa pelo conceito de espaços

¹ Trabalho apresentado ao Grupo de Trabalho Comunicação e Cibercultura do XXVI Encontro Anual da Compós, Faculdade Cásper Líbero, São Paulo - SP, 06 a 09 de junho de 2017.

² Professora e pesquisadora do Programa de Pós Graduação em Comunicação e Informação da UFRGS, professora e pesquisadora do curso de Jornalismo da UFPel e pesquisadora do MIDIARS - Grupo de Pesquisa em Mídia, Discurso e Análise de Redes Sociais, raquel@raquelrecuero.com

³ Doutora em Comunicação e Informação pela UFRGS, pesquisadora do MIDIARS, gabrielaz@gmail.com

⁴ Doutorando em Comunicação e Informação na UFRGS e pesquisador do MIDIARS, felipebsoares@hotmail.com

públicos onde seria possível o debate político e a construção da opinião pública. É neste espaço que teríamos a mediação entre as instituições políticas referentes ao Estado e a sociedade civil, responsável por legitimar as ações do poder público. Por conta dessas características, vários trabalhos discutem a mídia social e o ciberespaço como novas forma de EP, com lógicas particulares de difusão de informações (BASTOS, 2011). Essa nova "esfera pública" teria características diferentes que, para alguns autores, teria um efeito positivo nas instituições democráticas, permitindo maior participação dos atores, principalmente pelo seu caráter participativo e descentralizador da produção e a livre circulação de informações, que serviria para a construção de uma "ciberdemocracia" (LEMOS & LÉVY, 2010).

Entretanto, os processos participativos das ferramentas que constituem a mídia social dependem de ações e percepções individuais. Os atores agem como *gatekeepers* da rede e suas percepções e visões têm um impacto profundo na circulação de informações, que perpassa a própria topologia da rede (BASTOS, RAIMUNDO & TRAVISTKI, 2012). Essas ações têm, segundo estudos recentes, terminado por criar "filtros-bolha" onde apenas determinados conteúdos circulam (PARISER, 2011). Essas bolhas tendem a isolar os atores dentro de grupos onde apenas alguns tipos de informação circulam, criando uma percepção falsa de EP (onde "todos" falam) e de opinião pública (onde a "maioria" concorda). Ao mesmo tempo, pesquisas têm demonstrado que a mídia social é hoje um dos principais canais informativos do grande público⁵. Com isso, o silenciamento do contraditório pode ter efeitos no posicionamento político e nas próprias instituições democráticas. Esses elementos são particularmente importantes em contextos políticos de crise, como o do Brasil atualmente.

Diante deste contexto, neste artigo buscamos explorar as características da circulação de informação de cunho político nos canais de mídia social no Brasil analisando (1) se podemos falar ou não na presença de filtros-bolha na mídia social brasileira e; (2) como são estruturadas as redes de conversação política. Desvelar essas características do modelo informativo atual é essencial para compreender também quais informações tendem a circular mais e de que forma e como esses elementos podem impactar os processos democráticos. Para tanto, trabalharemos com dois casos recentes do cenário político nacional, cujos dados foram coletados do Twitter.

⁵ Uma pesquisa recente do instituto Reuters, por exemplo, mostrou que 72% dos brasileiros utilizam a mídia social para ler notícias - <http://bit.ly/2cH1z3h>

O Twitter foi escolhido como esfera de análise deste trabalho por dois motivos: O primeiro deles é o fato de que a maioria das contas ali é pública e as informações circulam de forma mais aberta (ou seja, há menor incidência de algoritmos que "escondam" a informação, como é o caso do Facebook, onde a informação só circula se houver ação da rede, enquanto no Twitter a ação potencialmente independe desta ação), ou seja, sua constituição como EP é mais ampla. O segundo é a questão da possibilidade de coleta de dados, que é maior no Twitter, principalmente no que diz respeito aos dados públicos.

Em um primeiro momento, trazemos os pressupostos teóricos que embasam o trabalho, abordando aspectos como a circulação de informações na mídia social (GRUHL et al, 2004; RECUERO, 2009) e a emergência de filtros-bolha (PARISER, 2011) e câmaras de eco (SUNSTEIN, 2001) nas conversações políticas em sites de rede social (SRS). Na sequência, apresentamos os procedimentos metodológicos empregados e os dois conjuntos de dados analisados. Após, os resultados são discutidos e traçadas as considerações finais.

2. Mídia Social e Difusão de Informações

Para compreender os impactos da difusão de informações na mídia social, discutiremos primeiramente o seu papel enquanto esfera pública, debatendo a importância da mesma para a democracia, depois analisando como a circulação de informações nestes grupos pode ser alterada.

2.1 Mídia Social, Difusão de Informações e Esfera Pública

O advento do ciberespaço e da mediação do computador foram vistos por muitos autores como libertadores para a democracia (LEMOS & LÉVY, 2010; BENKLER, 2006; CASTELLS, 2009). Esses autores viam no advento da mediação do computador uma chance maior para a participação dos indivíduos nos processos deliberativos e decisórios das instituições políticas (MARQUES, 2004). Basicamente, por permitir uma maior participação dos atores e uma circulação mais livre de informações, a internet permitiria uma ampliação do debate público e a construção de democracias mais plenas. Esses contextos permitiriam a construção de esferas públicas propícias ao debate e à informação dos indivíduos, facilitando a participação política.

Habermas (1984) é responsável por um dos principais conceitos sobre o tema, estudando a esfera pública burguesa. Neste contexto, o autor define que a EP: 1) obriga o

poder público a se legitimar à opinião pública; 2) necessita de espaços físicos para sua formação, como os cafés; 3) ainda que única, é composta somente por uma parcela intelectual da população, a burguesia⁶; 4) estes cidadãos que formavam a EP ocupavam papéis iguais em sua composição. Em um segundo momento, Habermas (1997, p. 107) revisa seu conceito, considerando a EP de maneira mais ampla, como uma rede de comunicação que se ramifica num sem número de arenas internacionais, nacionais, regionais, comunais e subculturais, que se sobrepõem umas às outras”. Além disso, o autor: 1) dissocia a relação da EP com espaços físicos, ainda que continue sendo necessário um espaço concreto para sua realização; 2) admite a desigualdade de posições dentro da EP, de forma que certos indivíduos são influenciadores e possuem o poder de persuadir outros no processo de formação de opinião.

Considerando o primeiro conceito de Habermas, seria impossível posicionar a mídia social como parte da EP, principalmente pela necessidade de um espaço físico. Já o segundo conceito de Habermas se aproxima do contexto da internet, que forma espaços concretos para o debate de tópicos de interesse público. Além disso, a existência de arenas diversas amplifica o alcance da EP e permite o surgimento de inúmeras arenas em espaços como o Twitter.

Gomes (1999) vê três aspectos que podem ser admitidos na EP. Primeiramente o debate deliberativo, que acontece em espaços institucionalizados, como associações, grupos e espaços políticos. O segundo aspecto compreende o debate não deliberativo, onde as discussões não têm por finalidade decidir, mas deliberar, preparar para a discussão. São os debates informais, que ocorrem no cotidiano dos atores sociais. O terceiro aspecto é a exposição ou visibilidade pública, que compreende simplesmente a exposição de materiais que permitem a discussão. Cada um destes aspectos poderia permitir a percepção de uma EP.

Neste contexto, o advento da mídia social, compreendida aqui como um fenômeno emergente das conversações públicas nos SRS, teria um potencial ainda mais interessante de permitir a construção desta esfera de debates. Medeiros (2013), por exemplo, vê as trocas informativas nesta EP como fundamentais para a participação política.

⁶ De forma semelhante ao que ocorria também na Grécia Antiga, berço da ideia de EP, em que os cidadãos, aqueles que tomavam as decisões políticas, eram apenas aproximadamente 10% da população (FIDALGO, 2008).

Entretanto, este potencial não é percebido do mesmo modo por todos os estudiosos. Fuchs (2015), por exemplo, vê com desconfiança a mídia social como EP, citando diferentes antagonismos para que esta construção seja possível. No centro do debate, ainda há propostas para compreender dessa esfera e suas dinâmicas informativas. Bastos (2011) considera que a EP nessas ferramentas tem características de uma matriz digital, onde diferentes *layers* de *clusters*⁷ interdependentes, como anéis de cebola, repassam as informações em um processo que vai amplificando seu alcance e criando novos debates – de forma similar às arenas da EP de Habermas (1997). Em sentido semelhante, Bruns & Highfield (2016) discutem que há "micropúblicos" e "esferículas públicas" no Twitter, que coexistem e se sobrepõem, de forma dinâmica. Esses públicos representariam e fariam pontes entre os diversos públicos em diferentes níveis e ampliaram o debate público.

A noção de EP na mídia social, assim, está intrinsecamente relacionada com os processos de difusão de informações, ou ainda, de exposição às informações para a construção de opinião e a própria participação política. Por isso, compreender como se dá essa difusão é tão relevante para analisar o real potencial democrático destas ferramentas.

Estudar a circulação de informações envolve analisar os processos através dos quais as informações são passadas de um indivíduo a outro, ou de um grupo de pessoas a outro (GRUHL et al, 2004; RECUERO, 2009). Trata-se de um processo complexo em especial em espaços como aqueles providos pela mídia social na medida em que diferentes atores podem produzir, consumir e fazer circular conteúdos na rede. Em termos estruturais, uma rede social possui alguns características próprias como a tendência à grupabilidade e os buracos estruturais. A grupabilidade é uma medida que expressa o grau de ligação entre os nós (RECUERO, BASTOS & ZAGO, 2015). As redes sociais tendem a criar grupos de nós coesos com uma densidade relativamente alta de conexões. A probabilidade de uma nova conexão ser criada dentro dos grupos é maior que a probabilidade de uma nova conexão ser estabelecida fora dos grupos internos da rede (WATTS & STROGATZ, 1998). Por conta dessa coesão interna desse grupo de nós, “a informação compartilhada pelo grupo tende a ser homogênea e, frequentemente, redundante, pois os nós dentro do grupo têm acesso às mesmas fontes que trocam e reforçam o mesmo conjunto de informação” (RECUERO, BASTOS & ZAGO, 2015, p.81). Uma consequência dessa característica é o compartilhamento de informações redundantes entre si devido a ausência de conexões que

⁷ Um *cluster* é um agregado de nós na rede.

estabeleçam ponte entre os grupos isolados. Nesses casos, é possível identificar a presença de buracos estruturais na rede (BURT, 2001), onde há carência de conexões entre os nós.

Smith et al (2014) identificaram diferentes modelos de redes de conversação no Twitter. O modelo de rede de conversação que interessa particularmente a este trabalho é o da multidão polarizada (*polarized crowd*). Neste tipo de rede, há dois grupos grandes e densos com pouca conexão entre eles. Para os autores, esse modelo acontece principalmente com assuntos políticos, em que há dois grupos conversando sobre o mesmo assunto, mas a partir de pontos de vista diferentes. A emergência desse modelo de rede está associada à existência de filtros nas mídias sociais, que fazem com que esses grupos acabem isolados estruturalmente.

2.2 Filtros em Redes Sociais

Grande parte das ferramentas de mídia social hoje está baseada em algoritmos que buscam construir relevância para o que é publicado através da participação da própria rede. Ferramentas como o Facebook realizam uma espécie de curadoria do conteúdo, através de algoritmos que decidem o que vai ou não ser mostrado para a rede. Muitos destes filtros estão baseados em processos de filtragem social (LERMAN, 2007), onde a própria rede dá visibilidade àquilo que considera importante, enquanto despreza aquilo que não o é. A filtragem social de informações não é um processo novo, uma vez que a circulação de informações é um dos principais pontos de estudo estrutural para a análise de redes sociais (vide BURT, 1992, por exemplo). Entretanto, em ferramentas de mídia social, essa atuação na difusão de informações atinge novos patamares (BAKSHY et al., 2012), inclusive porque não está baseada apenas na ação dos indivíduos, mas também, em algoritmos-curadores (TUFEKCI, 2015).

Estudando mídia social, Bruns (2005) cunhou o conceito de *gatematching*. Para o autor, essa prática compreendia a ação dos atores na mídia social que, observando o fluxo de informações, decidiam quais dessas informações mereceriam mais visibilidade (de forma análoga ao *gatekeeping*), sublinhando aquilo que pudesse ser considerado interessante para suas comunidades. Se redes sociais na internet poderiam ser espaços de maior circulação de informações, uma vez que suas conexões estão permanentemente abertas, seu papel enquanto meio de informação relevante para a democracia poderia ser potencializado.

A combinação da filtragem feita pelos usuários com aquela exercida pelo algoritmos poderia levar a uma personalização da experiência de consumo de informações em SRS. A personalização em excesso poderia levar à formação de filtros-bolha (PARISER, 2011), com sujeitos que consomem conteúdos cada vez mais personalizados para si e alheios ao que acontece no mundo fora de seu contexto particular e específico de interesse. Para Pariser o que é mais preocupante nessa onda de personalização é o fato de que esse processo é, em sua maior parte, invisível para os usuários. “Não estamos cientes de que estamos vendo imagens da internet cada vez mais divergentes entre si” (PARISER, 2011, p.218, tradução nossa).

Um conceito relacionado é o de câmaras de eco (SUNSTEIN, 2001), utilizado para abordar a tendência de formação de grupos fechados ao redor de determinadas ideias. O fechamento desses grupos impede que opiniões conflitantes sejam recebidas, e com isso reforça as crenças preexistentes dentro da câmara. Assim, em conversações na internet, há uma propensão a uma polarização de grupos, o que envolve “a tendência de indivíduos com ideias similares de se engajarem em discussões com outros indivíduos que reforcem seus pontos de vista preexistentes” (SUNSTEIN, 2001, p.5, tradução nossa). Essa tendência à polarização pode ser observada especialmente em conversações políticas (SMITH et al, 2014). A formação de câmaras de eco em conversações políticas no ambiente online pode constituir uma ameaça ao caráter supostamente democrático da mídia social, pois ainda que supostamente todos possam fazer circular informações, a combinação de filtros sociais, algoritmos e preferências pessoais pode trazer obstáculos ao acesso a informações.

Inúmeros estudos procuraram observar a relação entre exposição seletiva e assuntos políticos na internet, com resultados que apontam tanto para a tendência para a criação de filtros-bolha e câmaras de eco (como em BAKSHY, MESSING & ADAMIC, 2015; NIKOLOV et al, 2015) quanto para indícios de quem nem sempre seria assim (como em MESSING & WESTWOOD, 2012; GARRETT, 2009). Por exemplo, ao analisar o histórico de navegação de 50.000 internautas norte-americanos, Flaxman, Goel & Rao (2016) identificaram uma maior segregação ideológica quando o consumo de notícias ocorre a partir de links em SRS ou em sites de busca personalizado, em comparação com o consumo de notícias a partir de outras fontes (como no caso do acesso direto a um site de notícias).

De modo particular, a mídia social depende imensamente das conexões entre os indivíduos para dar visibilidade à mensagens consideradas relevantes ou importantes e mesmo para constituir EP não deliberativa ou mesmo de exposição (GOMES, 1999). As

dinâmicas de difusão e filtragem de informação, assim, podem isolar as micro-esferas (ou esferículas) públicas (BRUNS & HIGHFIELD, 2016), e as várias camadas identificadas por Bastos (2011), silenciando discursos e segmentando a rede. Nesse sentido, estudar a circulação de informações na mídia social pode ser um caminho para identificar a constituição de filtros-bolha em tópicos de conversação política.

3. Métodos

Nosso objetivo neste trabalho é explorar as características da circulação de informações, notadamente relacionadas à fatos políticos do Brasil, no Twitter. Pretendemos, com isso, identificar (1) se podemos falar ou não na presença de filtros-bolha nas na mídia social brasileira; (2) como são estruturadas essas redes de conversação. Pretendemos, com isso, identificar como são constituídas as redes de conversação política e como se dá o processo de difusão de informações ali (quais informações circulam e quais não circulam). Para tanto, utilizaremos uma combinação de métodos que tem por objetivos compreender a estrutura da circulação da informação nas redes formadas na ferramenta, analisando quais atores são relevantes e quais não são e, igualmente, perceber quais são os conteúdos que mais circulam ali.

O Twitter foi escolhido porque, potencialmente, é uma ferramenta menos afetada pelos algoritmos de filtragem que o Facebook (TUFEKCI, 2015) e mais dependente de uma circulação feita de modo ativo pela rede (através de *retweets* e menções), potencialmente mais democrático e mais público. Além disso, também optamos por trabalhar com o Twitter pela facilidade de coleta de dados públicos⁸.

3.1 Coleta de Dados

Para a coleta de dados utilizamos um script com acesso direto à API⁹ do Twitter, capaz de coletar *tweets* que contivessem uma ou mais palavras-chaves escolhidas. A API acessada por este método foi a *rest*¹⁰, ou seja, aquela referente aos dados que aconteceram no período imediatamente anterior à coleta. Foram coletados vários conjuntos de dados de hora

⁸ Os conjuntos de dados apresentados neste trabalho foram anonimizados na medida do possível. Por exemplo, atores que receberam muitos *retweets* e menções de suas postagens públicas não foram anonimizados para poder representá-los na rede.

⁹ API- *Application programming interface*

¹⁰ A quantidade de dados coletados foi limitada pelas barreiras impostas pelo Twitter.

em hora, nas datas escolhidas. Como a análise de todos os casos não seria viável neste artigo, separamos dois conjuntos de dados de eventos que consideramos significativos para fazer esta análise (TAB. 1).

TABELA 1
Dados utilizados no trabalho

Data	Caso	Palavra-chave	Tweets	Nós
12/04/2016	Protestos contra a então presidenta Dilma	"impeachment"	17556	2465
02/02/2017	Eleição à presidência da Câmara de deputados	"Bolsonaro"	37055	2665

3.2 Métodos de Análise

Para compreender os dados, utilizamos uma combinação de métodos de Análise de Redes Sociais (ARS) (DEGENNE & FORSÉ, 1999; WASSERMAN & FAUST, 1994; SCOTT & CARRINGTON, 2011) e análise de conteúdo (RECUERO, BASTOS & ZAGO, 2015). A análise de redes sociais é uma abordagem focada principalmente na estrutura dos grupos sociais, de modo particular nos formatos dessas estruturas e na posição dos atores na rede. Para a ARS, a estrutura social é representada por uma rede, onde os atores são nós e as arestas são suas conexões sociais. A análise destas estruturas é feita através de grafos, que são representações das mesmas. Como estamos trabalhando com redes de conversação no Twitter, uma vez que queremos observar as estruturas das informações na rede, os nós representam contas individuais na ferramenta e as conexões, *tweets* com citações ou *retweets*. Para representar estas redes e calcular suas métricas, utilizamos o software Gephi¹¹. Utilizamos as seguintes métricas de análise de redes:

a) Grau - Como se trata de uma rede direcionada, ou seja, os *tweets* fazem a direção da conexão (se A cita B em seu *tweet*, haverá uma conexão direcionada de A para B), utilizamos principalmente o *indegree* ou grau de entrada. O grau de entrada compreende o número de conexões recebidas por cada nó. Quanto maior o grau de entrada, maior a importância deste nó como influência na rede de *tweets* (porque os demais atores da rede deram maior visibilidade para este ator) (RECUERO, BASTOS & ZAGO, 2015). O grau de entrada é representado nos grafos pelo tamanho do nó: quanto maior, maior o grau.

¹¹ <https://gephi.org/>. Todos os grafos apresentados neste trabalho foram construídos com o Gephi com base nos dados coletados.

b) Modularidade - É uma métrica de agrupamento ou comunidade. A modularidade calcula a probabilidade de um determinado nó estar incluído em um determinado grupo/comunidade (*cluster*) ou em outro. Neste trabalho, a modularidade tem um papel importante no sentido de demarcar *clusters* por cor nos grafos apresentados.

c) Coeficiente de Clusterização Médio - É uma métrica de nó, ou seja, referente à posição dos nós da rede. Quanto maior o coeficiente de clusterização da rede analisada, maiores as chances dos nós estarem conectados a um grupo, indicando sua inserção entre aqueles nós que estão próximos a ele. Esta métrica foi utilizada para avaliar o quão conectados entre si estão os nós das redes.

Além desta abordagem, para analisar o que estava sendo dito em cada grupo utilizamos uma combinação de análise de conteúdo (BARDIN, 2004), análise de contingência (OOSGOOD, 1959) e análise de redes. O procedimento aqui consistiu em retirar dos dados da rede todos os *tweets* e, a partir deles, retirar todos os termos mais utilizados¹². Esses termos são então submetidos a uma análise de conteúdo que leva em conta também sua utilização nos *tweets* (os *tweets* foram examinados de modo qualitativo para que se compreendesse o sentido geral), classificados e analisados em suas co-ocorrências (ocorrências na mesma unidade de análise, o *tweet*). Uma vez analisados em co-ocorrência, os dados foram então submetidos a uma análise de redes, para que se observasse a importância de cada conceito e sua posição na estrutura geral do discurso. A partir desta análise, foram montados grafos que levaram em conta a modularidade dos conceitos (seus grupos de co-ocorrência), sua frequência nos dados (tamanho) e suas relações com os demais conceitos.

Essas duas abordagens permitiram assim que pudéssemos examinar não apenas a estrutura da rede, mas igualmente, o seu conteúdo. A seguir, discutiremos o que foi observado.

4. Análise

Nesta seção, passaremos à análise dos dados coletados, de modo a compreender como se dá a circulação de informações e a estrutura e conteúdo dessas redes.

¹² Retirando-se *stopwords* que são desnecessárias, como artigos e preposições.

4.1 Narrativas do Impeachment

O conjunto de dados a seguir refere-se à coleta de *tweets* com a palavra-chave "impeachment" no período de 07 a 11 de abril de 2016 (TAB. 2). Na época, protestos eclodiam pelo País, e idas à rua eram chamadas pelos opositores da então presidenta da República, Dilma Rousseff. Esses dados foram coletados em período anterior ao segundo grande protesto marcado para o dia 12 de abril¹³.

Neste conjunto, podemos observar um conjunto de 17556 *tweets* e *retweets* que falavam sobre os eventos e 2465 atores envolvidos. Esses dados mostram uma rede onde há um grande número de *tweets* por ator (grau médio) que fazem referência a outro ator. Isso indica que a principal fonte de informações neste conjunto de dados está diretamente relacionada àquelas publicadas por outros atores e repassadas na rede.

Usando o algoritmo de modularidade, e posteriormente, o algoritmo de visualização Yifan Hu, podemos observar a presença de dois grandes *clusters* (FIG. 1) de circulação. O primeiro, em rosa e o segundo, em verde. A presença destes dois *clusters* indica que a estrutura da circulação de informações dá-se em grupos e que as informações que circulam em um não circulam em outro. A separação que vemos no grafo mostra a presença de buracos estruturais (BURT, 1992) entre os *clusters*. Esses dados indicam que os grupos agem como filtros, permitindo que apenas determinadas informações circulem nas suas redes.

¹³ Protestos esses que foram marcados por uma participação menor do que os anteriores, de 15 de março - <http://glo.bo/2kxtNTN>



FIGURA 1 – *Clusters* em torno das conversações do “impeachment”

A seguir, a TAB. 2 apresenta os dados da rede inteira e dos *clusters* observados na FIG. 1. Observamos o grau médio (número de menções que cada ator recebe) e o coeficiente de clusterização médio (que indica o quão conectado está um determinado nó a seus vizinhos).

TABELA 2
 Rede em torno de “impeachment”

Rede "impeachment"	Grau médio	Coefficiente de clusterização
Rede inteira	7.122	0.092
<i>Cluster Verde</i>	7.254	0.097
<i>Cluster Rosa</i>	5.18	0.114

Vemos que há muito mais interconexões nos grupos (onde a clusterização aumenta) do que na rede como um todo. Além disso, observamos que o grau médio é maior no *cluster* verde (onde provavelmente há atores com um grau de entrada muito superior à média, ou seja, alguns nós da rede recebem muito mais atenção do que outros) e menor no *cluster* rosa (onde provavelmente há mais atores sendo retuitados, o que dá mais visibilidade ao todo e menos visibilidade a determinados nós). Esses elementos caracterizam uma visibilidade mais concentrada no *cluster* verde e mais difusa no rosa, o que implica que as informações circulam diferentemente em cada um. Nas figuras a seguir (FIG. 2 e FIG. 3) observamos a distribuição dos graus de entrada por número de nós. Em ambos os casos temos curvas

logarítmicas, que implicam no fato de que temos poucos nós com grande quantidade de retuítes e menções e a maioria dos nós com muito pouco. Entretanto, na FIG. 3, vemos que os *indegrees* maiores são bem maiores (vários nós com grau até 75 e topo de 300) do que na FIG. 2 (nós com grau até 30 e topo de 110). Esses dados suportam a percepção de que há mais concentração de visibilidade no cluster verde, enquanto no rosa temos uma visibilidade mais distribuída entre os nós. Há, assim, mais *gatekeepers* importantes (BASTOS, RAIMUNDO & TRAVISTKI, 2012) para a difusão de informações no *cluster* verde.

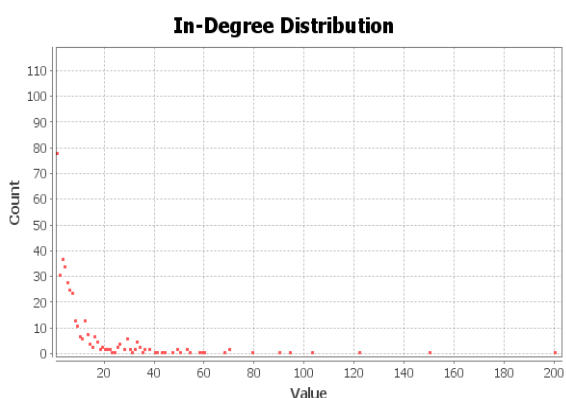


FIGURA 2 – Distribuição de grau de entrada por nós (rosa).

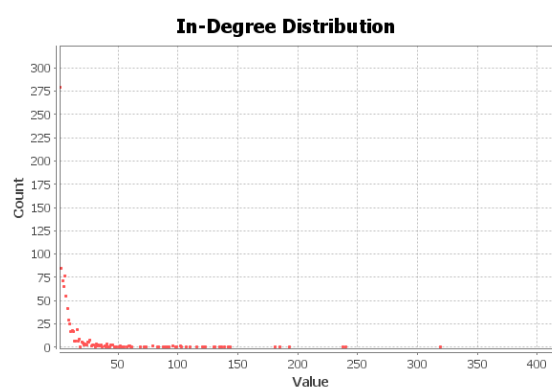


FIGURA 3 – Distribuição de grau de entrada por nós (verde).

Se observarmos esses atores mais de perto podemos verificar que os nós com maior *indegree* em cada grupo são bastante diferentes. No grupo rosa, por exemplo, temos @brasil247, @blogdoplalto, @tijolaço, @carosamigos, @ptbrasil, dentre outros nós que defendiam a presidenta Dilma e opositores do impeachment (FIG. 4). No grupo verde há um ativismo muito maior, pois o *indegree* dos nós é, em média, muito superior ao do grupo rosa (no grafo, por exemplo, apresentamos apenas os nós com mais de 50 *retweets* no período). Ali vemos defensores do impeachment e opositores da então presidenta, além dos organizadores do protesto como por exemplo @mblivre, @lobaoelettrico, @o_antagonista, @movbrasillivre, @blogdopim, @senadorcaiado, @pastormalafaia, @reinaldazevedo dentre outros (FIG. 5). É interessante observar que quase todos os veículos de mídia estão compreendidos neste segundo grupo, o que pode indicar uma percepção do primeiro grupo (rosa) de que suas informações prejudicassem a então presidenta ou fossem parciais aos protestos. Portanto, há indícios de que o *cluster* verde refere-se principalmente a mensagens de apoio ao impeachment e condenação da então presidenta Dilma, enquanto o *cluster* rosa refere-se à mensagens de apoio à então presidenta e condenatórias ao processo de

impeachment. Também é importante perceber que apenas os nós com *indegree* maior de 50 foram representados neste grafo e que há uma expressiva maior incidência destes no *cluster* verde.

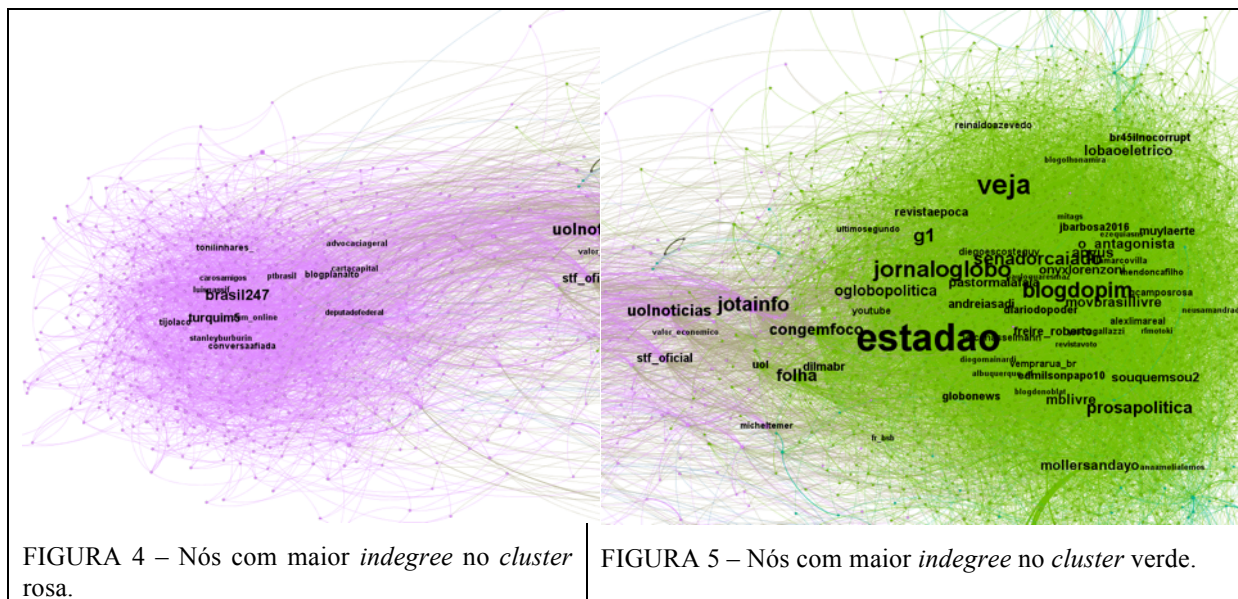


FIGURA 4 – Nós com maior *indegree* no *cluster* rosa.

FIGURA 5 – Nós com maior *indegree* no *cluster* verde.

Ainda podemos observar que há pouquíssimos nós que são citados por e que, portanto, falam, aos dois *clusters*. Dentre eles, vemos apenas @uolnoticias, @jotainfo, @valoreconomico, @uol, além das contas da presidenta (@dilmabr) e do vice (@micheltemer). Vemos neste caso, portanto, fortes evidências de que os *clusters* representam não apenas dois grupos políticos distintos, dentro dos quais apenas aqueles nós com posicionamento político aceito pelo grupo recebem visibilidade, como a probabilidade de que as informações são filtradas para circularem apenas aquelas que concordam com os respectivos posicionamentos, constituindo-se em filtros-bolha (PARISIÉR, 2011) ou câmaras de eco (SUNSTEIN, 2001). Para validar esta hipótese, examinamos os discursos de cada *cluster* de acordo com a proposta metodológica explicitada na seção 3 deste artigo.

A tabela a seguir (TAB. 3) sumariza os principais conceitos associados nos *tweets* encontrados e classificados no *cluster* rosa. A FIG. 6 mostra as associações destes conceitos.

TABELA 3
Cluster Rosa (Pró Dilma/Contra o Impeachment)

Grupo (FIG. 6)	Conceitos
Rosa	Supremo, impeachment, cunha, coragem, brasil, relator
Verde claro	Ministro, temer, marco (aurelio), pedido, prisão, crime
Verde escuro	Protesto, dilma, rousseff, corrupção

Azul	Democracia, #naovaitergolpe, golpe, golpistas, mudamais, estudantes
Marrom	Favorável, relatório, carta, marcada, próimpeachment
Cinza	Boneco, comissão
Laranja	Governo, stf, grampo, ira, votação
Marrom claro	Processo, lindo, eleito
Vermelho	Líder, comprovante, arquivado, não.

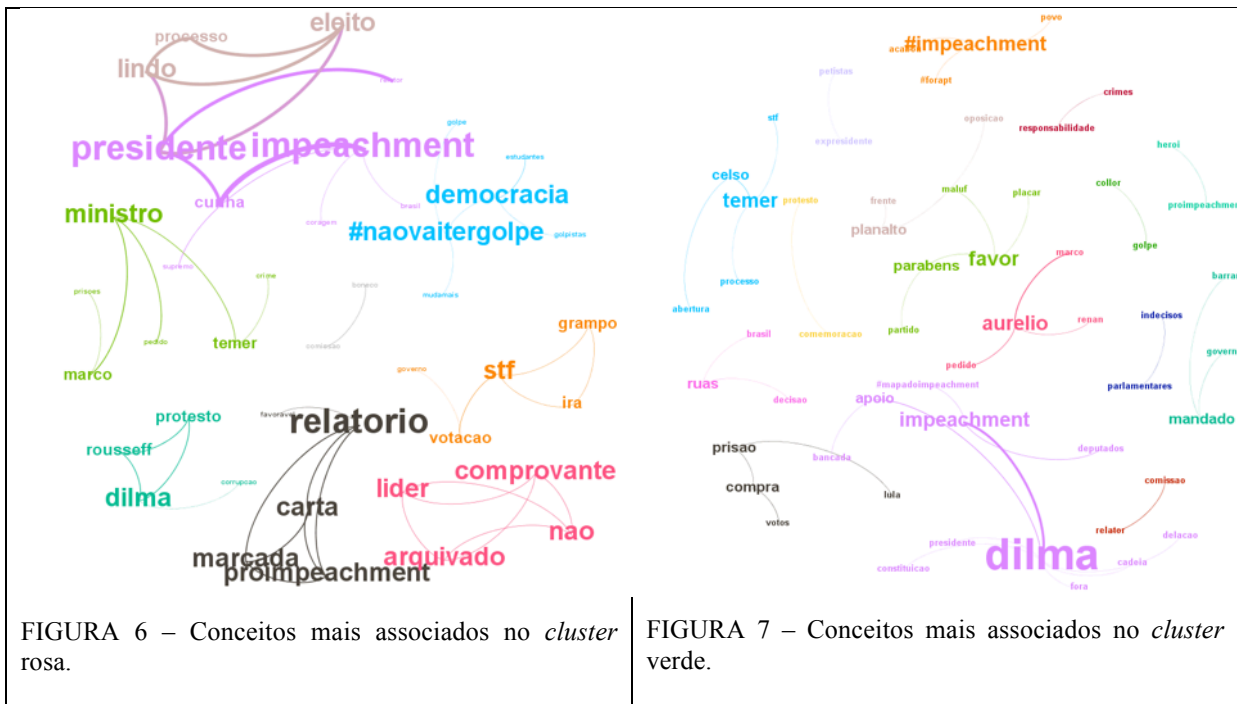
Vemos que há um grupo forte de *tweets* de protesto e contrários ao impeachment, principalmente no grupo azul, onde vemos, inclusive, *hashtags* ativistas (#naovaitergolpe). Os outros grupos trazem conceitos críticos ao processo em suas narrativas (rosa, laranja, marrom e verde escuro), com o uso de conceitos claramente contrários aos defensores do processo ("golpe" e "golpistas"). Esses dados indicam que neste *cluster* circularam principalmente *tweets* com posicionamento contrário ao impeachment, em defesa da presidenta Dilma e críticos dos deputados que discutiam o início do mesmo ("carta" e "marcada", "pró impeachment" foram adjetivos utilizados para descrever a comissão instaurada e os próprios deputados que votariam o processo). Não há grupos conceituais de defesa do impeachment neste *cluster*, evidenciando o fato de que ele delimita um posicionamento político bastante claro.

No segundo *cluster* (FIG. 7), os conceitos mais associados estão apresentados na TAB. 4.

TABELA 4
Cluster Verde (Contra Dilma/Pró-Impeachment)

Grupo (FIG. 7)	Conceitos
Rosa	Dilma, impeachment, apoio, presidente, fora, cadeia, #mapadoimpeachment, deputados, bancada, constituição, delação.
Vermelho	Marco, aurélio, pedido, renan
Rosa escuro	Brasil, ruas, decisão
Marrom escuro	Prisão, compra, votos, lula
Azul	Celso, Temer, abertura, processo, stf
Amarelo	Protesto, comemoração
Azul claro	Petistas, expresidente
Laranja	#impeachment, povo, acabou, #forapt
Vermelho escuro	Crimes, responsabilidade
Marrom claro	Frente, planalto, oposição
Verde escuro	Collor, golpe
Verde claro	Partido, parabens, maluf, placar, favor
Turquesa	Herói, próimpeachment
Verde	Barrar, governo, mandado
Azul escuro	Indecisos, parlamentares
Vermelho	Comissão, relator

Nestes *tweets*, tivemos muito mais assuntos diversos e um maior número conceitos centrais. Vemos, em vários grupos, palavras de ordem contra o governo e a favor do impeachment e dos deputados da comissão, principalmente no rosa, rosa escuro, azul claro, laranja, turquesa, verde claro (notamos as palavras de ordem nas *hashtags* #forapt, #impeachment, parabenização, tom de festa e comemoração). Alguns grupos fazem referência aos protestos marcados para a data (amarelo) e outros descreviam o andamento do processo (vermelho). De modo geral, vemos aqui, portanto, uma narrativa bastante favorável ao processo de impeachment e contrária à presidenta Dilma. Novamente, as informações que circulam no cluster parecem estar bastante delimitadas por temática e filiação política.



Neste caso observamos, portanto, que não apenas as informações que circulam nos dois clusters estão demarcadas por posicionamento político específico (contrário ao impeachment/favorável ao impeachment), como não há trânsito dessas informações entre os clusters. Vemos, assim, que há processos de filtragem que fazem com que os nós de cada grupo apenas deem visibilidade para as informações que ecoam seus posicionamentos políticos, impedindo que outras, contrárias, circulem, mesmo que essas venham da mídia tradicional, que poderíamos argumentar, possuiria um pouco mais de credibilidade do que os demais nós na rede. Os atores, assim, parecem ativamente se engajar na filtragem e reprodução de informações de modo a criar câmaras de eco (SUNSTEIN, 2001) que

reproduzem sua posição e suas crenças políticas. Além disso, também observamos que as informações circulam de modo diferente nos dois *clusters*. Enquanto o contrário ao impeachment tem características mais ativistas (onde há mais atores recebendo atenção e maior clusterização), o grupo favorável concentra-se mais em poucos atores, com menor clusterização e maior número de *gatekeepers* (BASTOS, RAIMUNDO & TRAVITSKI, 2012).

4.2 Bolsonaro e a eleição do Presidente da Câmara em 2017

Um segundo caso escolhido para esta análise concentra os *tweets* relacionados à eleição para presidente da Câmara de Deputados, ocorrida no dia 02 de fevereiro de 2017. Aqui, houve um grande debate na mídia social quando o controverso deputado Jair Bolsonaro (PSC) anunciou sua candidatura poucas horas antes da votação. Para estes dados, utilizamos, portanto, o termo "Bolsonaro" e coletamos 37055 *tweets* de 2665 atores.

Novamente, neste caso, uma vez aplicados filtros de modularidade e visualização (Yifan Hu), podemos verificar a presença de três grandes *clusters*. O primeiro deles, bastante denso, em azul, e mais dois, bastante próximos e bem menos densos, em laranja e vermelho (FIG. 8).



FIGURA 8 – *Clusters* nos *tweets* analisados.

A seguir, na TAB. 5, podemos observar os dados dos *clusters* identificados. O *cluster* azul é aquele que possui maior grau de entrada médio em relação a rede inteira e aos demais *clusters*, bem como o segundo maior coeficiente de clusterização, indicando que há mais proximidade entre os atores na difusão de informação e um maior número de atores com *indegree* distribuído do que no caso do *cluster* laranja e vermelho, por exemplo. O *cluster* vermelho tem o maior coeficiente de clusterização indicando que há ali mais visibilidade distribuída, enquanto o *cluster* laranja parece demonstrar maior concentração de atenção e maior clusterização entre os membros.

TABELA 5
 Rede em torno de “Bolsonaro”

Rede "Bolsonaro"	Grau médio	Coefficiente de clusterização
Rede inteira	1.889	0.113
Cluster Azul	2.817	0.2
Cluster Vermelho	1.996	0.213
Cluster Laranja	2.365	0.19

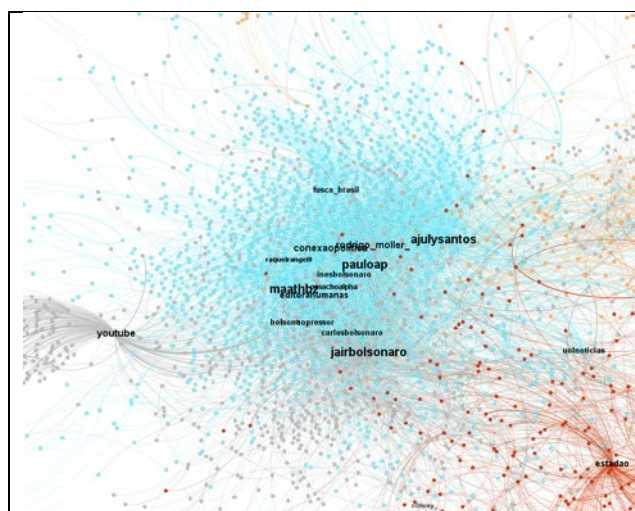


FIGURA 9 – Nós com maior *indegree* no *cluster* azul.

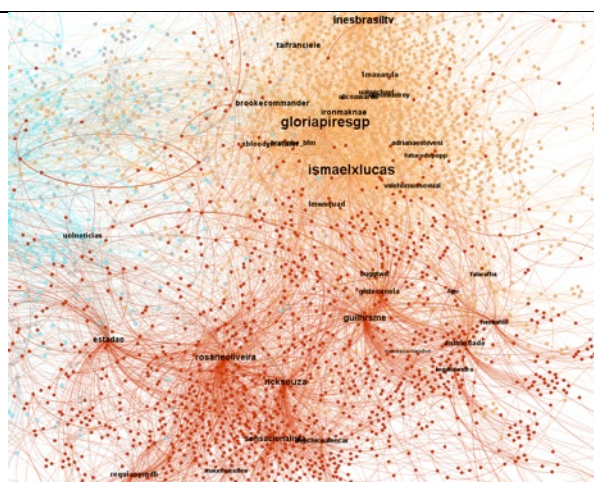


FIGURA 10 – Nós com maior *indegree* nos *clusters* vermelho e laranja.

No primeiro *cluster*, mais denso, observamos os atores mais citados: @jairbolsonaro, @o_antagonista, @carlosbolsonaro, @bolsonaopressor, @votebolsonaro, @conexãopolitica entre outros, perfis que apoiam o candidato (FIG. 9). Nos outros dois *clusters* (FIG. 10), vemos perfis jornalísticos e de humor. No *cluster* vermelho temos @requisitod, @estadao, @rosaneoliveira, @sensacionalista e @chicoalencar (entre outros) e no *cluster* laranja, @inesbrasil, @futuraodopop, @gloriapiresgp e outros perfis de fãs e celebridades. Nas

figuras, estão representados apenas os nós com *indegree* maior de 70. Nota-se que esses *clusters* são bem menos densos que o azul. Esses três *clusters* também possuem um grau médio maior do que o da rede, e um coeficiente de clusterização médio superior. Esses dados confirmam o fato de que são partes mais densas da rede analisada. Como no caso anterior, há poucos nós que transitam entre os dois *clusters*, ou seja, cujas informações foram replicadas pelos dois grupos. Analisando a distribuição do grau de entrada (*indegree*) pelo número de nós de cada *cluster*, novamente, o padrão de curva logaritmica se repete, indicando que a maioria dos nós tem pouca visibilidade (ou seja, a maioria apenas replica informações, não produz). Tanto o *cluster* azul quanto o laranja possuem bastante semelhança na distribuição dos nós com maior *indegree* e com o topo deste *indegree* (acima de 500 menções) (FIG. 11 e FIG. 12), com uma concentração maior de nós com maior *indegree* (até 100) no *cluster* azul e menor no *cluster* laranja. Já o vermelho (FIG. 13) possui uma maioria de nós com *indegree* até 25 e um topo de 250 menções.

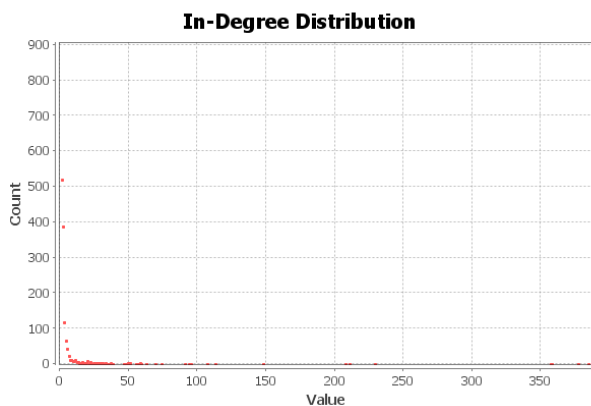


FIGURA 11 – Distribuição de *indegree* no *cluster* azul

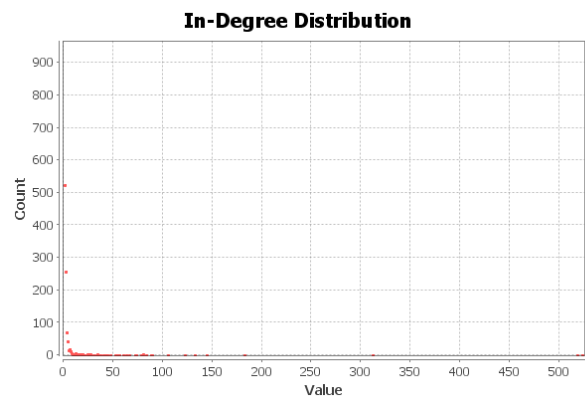


FIGURA 12 – Distribuição de *indegree* no *cluster* laranja

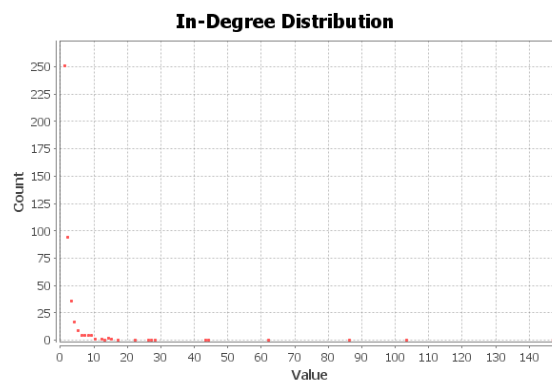


FIGURA 13 – Distribuição de *indegree* no *cluster* vermelho

Esses dados indicam que a informação circula de modo bastante semelhante nos três *clusters*, com visibilidade para poucos nós, embora na média, com maior visibilidade nos *clusters* laranja e azul. Além disso, os nós com maior *indegree* parecem indicar que há um *cluster* (azul) onde circulam informações favoráveis ao deputado Bolsonaro, enquanto no *cluster* laranja, há uma posição de oposição ao mesmo mais clara, que é menos articulada, mas também presente, no grupo vermelho. Vemos aqui, novamente, evidências de uma ação de filtragem no sentido de apenas permitir a circulação das informações com as quais há concordância ideológica do grupo (PARISIER, 2011), criando câmaras de eco (SUNSTEIN, 2001).

Analisaremos a seguir o que dizem esses *clusters* para entender quais informações estão circulando nestes espaços. O grupo azul foca, como esperado, principalmente um discurso de apoio a Bolsonaro e a uma futura candidatura à presidência da República. É um grupo onde os principais discursos que circulam ali fazem menção ao deputado como um salvador, alguém capaz de consertar a corrupção no País (TAB. 6).

TABELA 6
 Cluster Azul (Pró Bolsonaro)

Grupo (FIG. 14)	Conceitos
Rosa	Bolsonaro, votação, presidente, câmara, #bolsonaropresidente, votebolsonaro, eleito, melhor, Brasil, esquerda, filho.
Azul	Dilma, impeachment, corruptos, apoio.
Laranja	Vídeo, gostei, candidato, reboliço
Verde	Discurso, lindo, política, conjuntura, deputado, marisa
Verde escuro	Reacionária, dispara
Marrom	Golpistas, chora, bolsominon
Vermelho	Pesquisa, pt, ganhar

Na FIG. 14 podemos ver as associações dos conceitos encontrados no grupo. Há dois módulos principais de apoio claro ao candidato (rosa e azul), inclusive com *hashtags* de ordem, como no caso anterior. Depois, temos o laranja, que menciona um discurso feito pelo candidato e divulgado no Youtube. Temos também o verde, onde há informações sobre os debates que ocorriam e à internação de Marisa, esposa do ex-presidente Lula. Esses módulos concentram um discurso favorável ao deputado, criticando o PT e o ex-presidente Lula. Entretanto, há também dois grupos que representam uma menor quantidade de *tweets*, mas que criticam o deputado (marrom e vermelho). Neste caso específico, portanto, junto aos discursos de apoio ao candidato, temos alguns discursos contrários, em menor escala que também circulam no *cluster*. Especificamente nestes casos, os discursos contrários aparecem,

mas de modo bastante "apagado" no geral (o principal discurso que circula é o do grupo rosa).

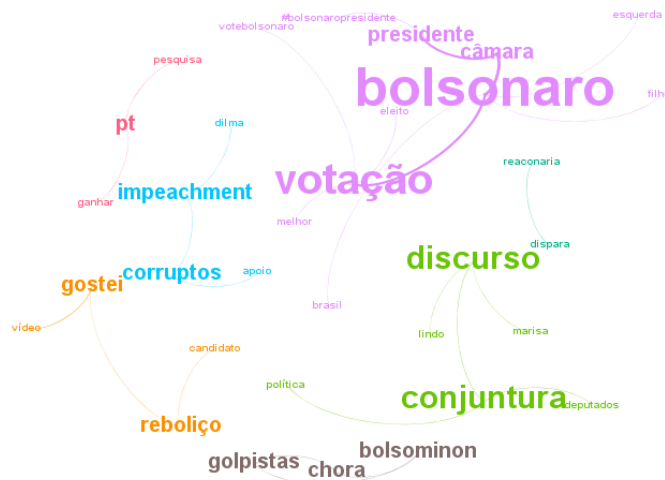


FIGURA 14 – Discurso presente no *cluster* azul (Favorável ao deputado Bolsonaro)

No *cluster* laranja há um grande foco no humor. O centro do grupo está em piadas relacionadas a uma candidatura da cantora e celebridade Inês Brasil à presidência da câmara (em *cluster* rosa, verde e laranja), contrariamente à Bolsonaro (vide TAB. 7). Sarcasmo e ironia são bastante usados neste grupo. Mesmo o *cluster* marrom apresenta uma crítica ao fato de muitos considerarem o candidato "favorito" e ironia ao mesmo. Outros grupos de conceitos estão associados à mensagens contra o desmatamento e à informações sobre a candidatura dos deputados. Aqui, vemos que o discurso humorístico é utilizado para desconstruir o candidato, demarcando o posicionamento político do grupo como contrário àquele do grupo azul. Na FIG. 15 vemos os principais conceitos associados no grupo.

TABELA 7
 Cluster laranja/Contra Bolsonaro

Grupo (FIG. 15)	Conceitos
Rosa	#inesbrasilpresidente, colorir, fas, deus, livro, eleita
Verde	Melhor, unhas, roendo, inês, galera
Laranja	Manada, presidente, câmara, eleição.
Marrom	Bolsonaro, favorito, reação, votos
Vermelho	Parlamentar, candidato
Verde escuro	Amores, Brasil
Azul	Desmatamento, mulheres, árvore, apoiando.



FIGURA 15 – Conceitos associados no *cluster* laranja.

Finalmente, o *cluster* vermelho possui *tweets* principalmente informativos e comentários sobre a eleição (TAB. 8). Apesar de supostamente informativos, entretanto, podemos notar que alguns conceitos utilizados são depreciativos. Observando a FIG. 16, por exemplo, podemos ver no *cluster* verde claro o termo "fiasco" utilizado para descrever a votação de Bolsonaro na eleição. No *cluster* vermelho, embora o termo "Bolsomito" seja utilizado, há sarcasmo também na referência à participação do candidato. O maior grupo, em rosa, traz informações sobre o deputado não ter sido eleito, ter recebido poucos votos e ter perdido para os votos em branco, o que também dá um tom depreciativo à candidatura. O grupo azul fala especificamente do vencedor, o candidato Maia. O grupo laranja explica que o deputado defende a ditadura.

TABELA 8
Cluster Vermelho/Informativo/Contrário a Bolsonaro

Grupo (FIG. 16)	Conceitos
Rosa	Votação, corruptos, congresso, bolsonaro, novo, deputados, apenas, brancos, perdeu.
Azul	Candidato, parlamentar, eleição, câmara, maia.
Verde claro	Fiasco, filho, quatro, erundina, brasil.
Verde escuro	Votação, honesto, ganhou.
Laranja	Explica, presidência, defende, ditadura.
Vermelho	Bolsomito, melhor, acostumando.

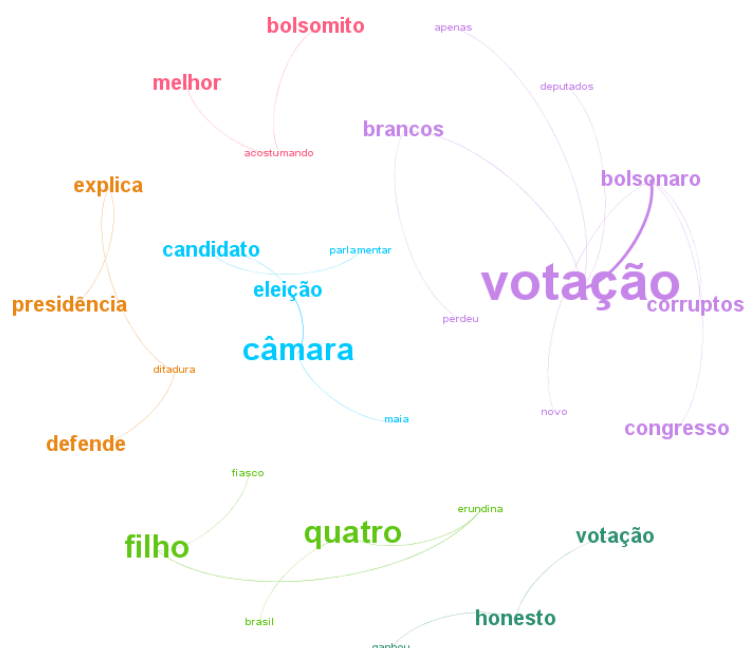


FIGURA 5 – Conceitos associados na rede de *tweets* sobre “Bolsonaro” no *cluster* vermelho.

Aqui, há um posicionamento mais informativo, mas que de certa forma, é percebido pelos atores como contrário ou negativo ao deputado e que, portanto, afastado do discurso de seus apoiadores. Assim, esses discursos circulam de modo mais próximo ao discurso de seus detratores no *cluster* laranja, ou seja, tendem a ser replicados pelos atores que também replicaram aquele discurso humorístico.

Deste modo, neste caso, podemos identificar os dois *clusters* (laranja e vermelho) onde predominam discursos contrário e críticos ao deputado Bolsonaro, através de humor e notícias. Esses *clusters* estão mais próximos, possivelmente, pela identificação ideológica. Apesar disso, o discurso humorístico do grupo laranja circula muito mais e tem maior visibilidade do que os vários discursos do grupo vermelho, onde há maior pluralidade de conceitos e de atores cujos *tweets* receberam visibilidade, com maior papel de *gatekeepers* (BASTOS, RAIMUNDO & TRAVITSKI, 2012). Ao mesmo tempo, vemos também no *cluster* azul o predomínio do discurso de apoio ao candidato. Aqui há uma maior clusterização, indicando que há uma maior proximidade entre os nós que replicam esse discurso do que entre os demais, constituindo uma câmara de eco (SUNSTEIN, 2001). Também é importante observar que, como no primeiro caso, mesmo o discurso dos veículos

jornalísticos é filtrado de acordo com a percepção dos atores e não consegue penetrar nesses *clusters*.

Como vimos no primeiro caso, pouco ou nada do discurso dos *clusters* vermelho e laranja circula no *cluster* azul, enquanto que este também não circula nos demais. Novamente, há a presença de buracos estruturais que limitam o contato entre os grupos na rede, e a ação de filtro dos atores faz com que em seus grupos circulem, principalmente, aqueles discursos que ecoam seu posicionamento político e suas visões de mundo.

Com isso, podemos observar nos dois casos, a presença de filtros-bolha (PARISER, 2011) nos processos de difusão de informações baseadas em processos de filtragem social (LERMAN, 2007). Nos dois casos, pudemos encontrar grupos onde determinadas informações circulem e outras não, criando câmaras de eco (SUNSTEIN, 2001), onde as redes sociais filtram as informações de modo a agradar sua audiência e a refletir seus posicionamentos políticos. Ao contrário dos estudos que apontam a emergência da mídia social como uma EP, vemos que há uma grande fragmentação da difusão de informações. Particularmente, essas "esferículas públicas" (BRUNS & HIGHFIELD, 2016) parecem fechar-se às demais, criando um eco particular que não necessariamente reflete outras esferas com as quais esteja relacionada. Essas dinâmicas de informação parecem assim não ser eficientes para a amplificação da circulação da informação em ampla escala, como descreve Bastos (2011), mas mais a seu fechamento.

A homofilia¹⁴ dos grupos, assim, parece ter influência determinante no que circula e no que é filtrado pelas bolhas e pelo que ecoa nessas ferramentas. Conforme verificamos nos casos, os discursos que não concordam com a posição do grupo são silenciados. Deste modo, essa filtragem tende a isolar os atores dentro de posicionamentos políticos com os quais concordam e dentro dos quais, conforme observamos, nem os veículos jornalísticos conseguem penetrar.

Os veículos, assim, são condenados a circular apenas dentro daqueles grupos onde há percepção de apoio ideológico às crenças dos atores. Isso traria efeitos para a circulação de informações jornalísticas, pois implicaria no fato de que os modos através dos quais a rede percebe o posicionamento dos veículos interfere diretamente nos processos de filtragem e *gatewatching* (BRUNS, 2005) dessas informações.

¹⁴ O conceito de homofilia em redes sociais refere-se a grupos semelhantes, com posicionamento e percepções semelhantes.

Vimos que há buracos estruturais (BURT, 1992) consideráveis separando os grupos e que há coeficiente de clusterização alto entre os grupos mais engajados em uma posição (como no caso do cluster contra o impeachment e do *cluster* de apoio a Bolsonaro). A presença, assim, dos filtros, tem implicações bastante sérias e importantes para a percepção da EP. Uma vez que informações consideradas em desacordo com aquelas do grupo parecem não circular, não há nem uma instância deliberativa informal nem de exposição/visibilidade das informações (GOMES, 1999). Essas microesferas públicas, assim, poderiam ser consideradas como tal? Será que o isolamento desses grupos em bolhas que não se comunicam entre si (filtrando inclusive notícias) ainda caberia no conceito de EP habermasiano? Se, por um lado, o autor considera a existência de arenas onde os temas são debatidos em maior ou menor escala, por outro, também há uma necessidade de conexão entre estas arenas, de modo que a informação circule. Parece, portanto, que a formação de *clusters* fechados dificultaria a concepção de uma EP no formato proposto por Habermas (1997), mesmo na revisão de seu conceito. Se as bolhas tendem a circular as informações com as quais concordam, independentemente de suas fontes, poderíamos, por exemplo, ver uma grande quantidade de informações falsas circulando pelo simples fato de que ecoam um posicionamento político.

Considerações finais

O artigo analisou dois conjuntos de dados de *tweets* relacionados a acontecimentos políticos nacionais recentes buscando identificar a constituição de bolhas ideológicas no contexto da circulação de informações na mídia social.

A contribuição mais importante deste trabalho é a percepção dos *clusters* de informação nas redes de conversação política. Este é um dos primeiros artigos que observa, assim, a existência dos chamados filtros-bolha (PARISER, 2011) na mídia social brasileira, mostrando que nesses grupos circulam apenas discursos que ecoam a posição política dos atores do grupo. Optamos por um estudo de caso na medida em que seria possível explorar de modo mais amplo os discursos presentes em cada *cluster* e apontar a circulação de discursos diferentes, o que não foi observado. Ao contrário, observamos uma padronização dos processos, com grande visibilidade para alguns (poucos) nós, uma grande maioria que apenas repassa informações e discursos homogêneos circulando nesses grupos.

Com isso, podemos dizer que, apesar do potencial democrático da estrutura das redes (CASTELLS, 1999), a análise de redes de *tweets* em torno de assuntos políticos recentes no país mostra um cenário diferente. Embora em uma rede social tecnicamente cada perfil tenha as mesmas possibilidades de acesso, as redes a que os usuários são expostos acabam sendo afetadas por uma série de fatores, como afinidade na escolha quanto quem seguir, algoritmos de seleção fornecidos pelos próprios sites, e filtragem de conteúdos por outros usuários. Esses fatores acabam contribuindo para isolar os usuários em filtros-bolha (PARISER, 2011) e em bolhas ideológicas próprias.

Este trabalho baseou-se em um estudo de dois casos, e, portanto, está limitado a eles. No entanto, é possível que outros estudos possam também encontrar elementos semelhantes, que podem confirmar a presença desses filtros e sua intensidade em outras ferramentas de mídia social. Outro limite está no processo de coleta de dados, que representa um determinado momento e uma quantidade de *tweets* que tinha sido publicada até o momento. Outros estudos poderão também estender a compreensão sobre os efeitos destas bolhas nas discussões políticas e na democracia brasileira.

Referências

- BAKSHY, E. et al. The role of social networks in information diffusion. In: **WWW2012**. ACM, 2012, p.519-528.
- BARDIN, L. **Análise de Conteúdo**. Lisboa: Edições 70, 2004.
- BASTOS, M. Public Opinion Revisited: The propagation of opinions in digital networks. **Journal of Arab & Muslim Media Research**, v.4 n.2-3, 2011.
- BASTOS, M.; RAIMUNDO, R. L.; TRAVISTKI, R. Gatekeeping Twitter: message diffusion in political hashtags. **Media, Culture & Society**, p.1-11, 2012.
- BENKLER, Y. **The Wealth of Networks**. New Haven: Yale University Press, 2006.
- BRUNS, Axel. **Gatewatching**. New York: Peter Lang, 2005.
- BRUNS, A.; HIGHFIELD, T. Is Habermas on Twitter? Social Media and the Public Sphere. In: BRUNS, A.; ENLI, G.; SKOGERO, E.; LARSSON, A.O.; CHRISTENSEN, C. (Orgs.) **The Routledge Companion to Social Media and Politics**. New York: Routledge, 2016, p.56-73.
- BURT, R. Structural holes versus network closure as social capital. In: LIN, N.; COOK, K.; BURT, R.S. (Orgs.) **Social Capital**. New York: Aldine de Gruyter, 2001, p.31-56.
- BURT, R. **Structural Holes**. Cambridge: Harvard University Press, 1992.
- CASTELLS, M. **A Sociedade em Rede**. 5.ed. São Paulo: Paz e Terra, 1999.
- DEGENNE, A.; FORSE M. **Introducing Social Networks**. London: SAGE Publications, 1999.
- FIDALGO, A. Definição de retórica e cultura grega. In: **BOCC**, 2008.
- FLAXMAN, S.; GOEL, S.; RAO, J. Ideological Segregation and the Effects of Social Media on News Consumption. In: **SSRN Scholarly Paper ID 2363701**. New York, 2016.

- FUCHS, C. Mídias Sociais e a Esfera Pública. **Revista Contracampo**, v. 34, n. 3, 2015.
- GARRETT, R.K. Echo chambers online?: Politically motivated selective exposure among Internet news users. **Journal of Computer-Mediated Communication**, v.14, n.2, 2009, p.265-285.
- GRUHL, D. et al. Information Diffusion Through Blogspace. In: **WWW2004**, ACM, 2004.
- GOMES, W. Esfera Pública Política e Media II In: **Práticas Discursivas na Cultura Contemporânea**. São Leopoldo, RS: Compós/Editora da Unisinos, p. 203-231, 1999.
- HABERMAS, J. **Mudança estrutural da Esfera Pública**. Rio de Janeiro: Tempo Brasileiro, 1984.
- _____. **Direito e democracia**, volume II. Rio de Janeiro: Tempo Brasileiro, 1997.
- LEMONS, A.; LÉVY, P. **O Futuro da Internet**. São Paulo: Paulus. 2010.
- LERMAN, K. **Social Browsing & Information Filtering in Social Media**. 2007.
- MARQUES, F. P. J. **Dimensões da ciberdemocracia conceitos experiências fundamentais**. Dissertação apresentada ao Programa de Pós Graduação em Comunicação e Cultura Contemporânea. (UFBA), 2004.
- MESSING, S.; WESTWOOD, S. Selective Exposure in the Age of Social Media: Endorsements Trump Partisan Source Affiliation When Selecting News Online. **Communication Research**, 2012, p.1-23.
- MEDEIROS, J. S. Considerações sobre a esfera pública: redes sociais na internet e participação política. **TransInformação**, Campinas, v.25, n.1, p.27-33, 2013
- NIKOLOV, D.; OLIVEIRA, D.; FLAMMINI, A.; MENCZER, F. Measuring online social bubbles. **PeerJ Computer Science**, v.1, n.e38, 2015.
- OSGOOD, C. The representational model and relevant research methods. In: POOL, I. de S. **Trends in Content Analysis**, Urban, IL: Univ. of Illinois Press, 1959.
- PARISER, Eli. **The Filter Bubble**. New York: The Penguin Press, 2011.
- RECUERO, R. **Redes Sociais na Internet**. Porto Alegre: Sulina, 2009.
- RECUERO, R.; BASTOS, M.; ZAGO, G. **Análise de Redes para Mídia Social**. Porto Alegre: Sulina, 2015.
- SCOTT, J.; CARRINGTON, P. J. (Orgs.) **The SAGE handbook of social network analysis**. London: SAGE publications, 2011
- SMITH, M.; RAINIE, L.; HIMELBOIM, I.; SHNEIDERMAN, B. Mapping Twitter Topic Networks: From Polarized Crowds to Community Clusters. **Pew Research Center**, 2014.
- SUNSTEIN, C. **Echo Chambers**. Princeton: Princeton University Press, 2001.
- TUFEKCI, Z. Algorithmic Harms beyond Facebook and Google: Emergent Challenges of Computational Agency. **Colo. Tech.L.J.**, v.13, 2015.
- WASSERMAN, S.; FAUST, K. **Social Network Analysis**. 1.ed. Cambridge: Cambridge University Press, 1994.
- WATTS, D.; STROGATZ, S. Collective dynamics of 'smallworld' networks. **Nature**, v.393, p.440-442, 1998.