

Contribuições da Análise de Redes Sociais para o Estudo das Redes Sociais na Internet: O caso da hashtag #Tamojuntodilma e #CalaabocaDilma

Contributions of Social Network Analysis for the Study of Online Social Networks: A case study of hashtags #Tamojuntodilma and #Calaabocadilma

Resumo: Este trabalho busca discutir as contribuições da perspectiva de Análise de Redes Sociais (ARS) para o estudo das redes sociais na Internet. Na primeira parte do artigo, são apresentadas e problematizadas algumas das bases da ARS e suas métricas, bem como outras questões envolvidas. Na segunda parte, fazemos uma análise de duas hashtags relacionadas aos protestos que aconteceram no Brasil em Junho de 2013, que apareceram no Twitter durante o pronunciamento à nação da presidenta Dilma Rousseff. A primeira que representou um grupo de apoio (#tamojuntodilma) e a segunda, que representou um grupo de críticos (#calaabocadilma). Através da ARS demonstramos através de medidas os diferentes aspectos das redes sociais constituídas em torno de cada rede, notadamente a articulação de um grupo em torno da primeira hashtag e a organicidade da segunda, que emerge como uma resposta.

Abstract: The following work brings to the discussion the contributions of social network analysis (SNA) to the study of online social networks. In the first part of the paper, we discuss the basics of SNA, its approach and metrics. On the second part, we focus on the analysis of two hashtags connected to the protests that happened in Brazil in June of 2013, that appear in Twitter during the president's Dilma Rousseff pronouncement to the Nation. The first hashtag (#tamojuntodilma - we are together dilma) was a supportive one. The second (#calaabocadilma - shut up dilma) was a critical one. Using SNA we show how the first one was organized by a group and the second one emerges as a response to the first.

Palavras-chaves: Análise de Redes Sociais. Redes Sociais na Internet. Conversação em Rede.

Keywords: Social Network Analysis. Online Social Networks. Networked conversation.

1. Introdução

As redes sociais na Internet representam um novo e complexo universo de fenômenos comunicativos, sociais e discursivos. Não porque a existência de "redes sociais" ou sua análise sejam algo novo, mas porque sua reinscrição no ciberespaço apresenta novos elementos e novas dinâmicas para seu estudo (Recuero, 2009; Benevenuto, 2010; Malini & Antoun, 2013). E essas dinâmicas tornam-se mais relevantes também com o advento dos sites de rede social¹ (boyd & Ellison, 2007), que provêm um novo contexto para as redes, permitindo o registro de parte dessas dinâmicas sociais e seu acesso pelos pesquisadores. É tal registro que permite, pela primeira vez, que interações e conversações sejam mapeadas e estudadas em larga escala. Não sem surpresas, o

¹ As autoras definem site de rede social como aquela ferramenta online que provê os usuários com três elementos: a construção de um perfil público ou semi público, a publicização das suas redes sociais e a navegação por dentro dessas redes por outras pessoas.

foco renovado pela disponibilidade de dados empíricos trouxe novo fôlego para os estudos de redes sociais e suas apropriações no ciberespaço (vide, por exemplo, Amaral, 2010; Zago 2010; Zago & Rebs, 2011; Pereira & Araújo, 2013).

Entretanto, o estudo das redes sociais ainda carece de ferramentas metodológicas e focos específicos que permitam lidar em larga e pequena escala com os dados relacionais que são coletados. É a partir deste ponto que nasceu este artigo. Pretendemos, assim, resgatar o paradigma (Freeman, 2004) de estudos da Análise de Redes Sociais, (ARS) buscando situá-la conceitual e empiricamente para o estudo das redes sociais na Internet e suas conversações. Para tanto, discutiremos inicialmente os elementos principais da reinscrição das redes sociais no ciberespaço, depois levando-os para a discussão de como é constituída e quais são os elementos de análise da ARS. Para tornar as contribuições dessa perspectiva ainda mais evidentes, apresentamos um estudo de caso pontual, focado em duas hashtags² que tomaram os Trending Topics³ do Twitter⁴ no dia 21 de junho de 2013, logo após o pronunciamento da presidenta Dilma Rousseff à nação a respeito dos protestos que aconteceram durante os dias anteriores em várias cidades do Brasil. Esses protestos, que foram marcados pela maior manifestação popular do País dos últimos anos, iniciaram-se pontualmente como uma manifestação contra o aumento das tarifas de transporte coletivo organizadas principalmente pelo Movimento Passe Livre. Com a violenta repressão policial que se seguiu a essas manifestações, notadamente em São Paulo no dia 13 de junho, os protestos espalharam-se pelo País, ocorrendo em mais de 400 cidades diferentes e levando mais de 2 milhões de pessoas às ruas⁵. No dia 21 de junho, após uma semana turbulenta, a presidenta finalmente faz um pronunciamento à nação, respondendo aos protestos. Durante o pronunciamento, surgem no Twitter as hashtags que escolhemos para este estudo. Elas foram #TamojuntoDilma e #CalaaBocaDilma, refletindo o apoio e a crítica ao pronunciamento. Neste estudo, procuraremos mostrar como a ARS permite que se identifiquem padrões nos dados que podem elucidar os contextos e as dinâmicas dos grupos que se manifestaram.

2. O Contexto das Redes Sociais na Internet

² Uma hashtag constitui-se em uma etiqueta de "contexto" no Twitter, que aponta de forma específica um termo que não apenas constrói contexto, mas igualmente permite que o tweet seja buscado e recuperado também pela etiqueta. Em geral é representada pelo sinal "#".

³ Trending Topics constituem-se em uma lista de 10 termos e palavras que estão sendo "mais comentados" no Twitter durante um determinado período. Embora o algoritmo que seleciona esses termos seja fechado, o site da ferramenta dá uma breve explicação. <https://support.twitter.com/articles/101125-faq-about-trends-on-twitter> No caso, para este trabalho, foram coletadas as hashtags porque estavam na lista dos Trending Topics do Brasil na data.

⁴ <http://www.twitter.com>

⁵ Os dados aqui apresentados foram coletados pela pesquisadora em conjunto com outros colegas durante estudo sobre os protestos no Brasil e serão futuramente publicados de forma detalhada. Também há outras informações aqui: http://pt.wikipedia.org/wiki/Protestos_no_Brasil_em_2013

O conceito de rede social está associado pelos estudos de sociólogos, psicólogos e outros estudiosos ao trabalho de Simmel (Wasserman & Faust, 1994) e Moreno⁶ (Degenne & Forsé, 1999), que no início do século XX desenvolvem trabalhos que focam as estruturas sociais e as redes de filiação dos atores sociais. Entretanto, a análise de redes sociais tem antecedentes ainda mais longínquos. Scott (2004) traça parte desses precursores aos trabalhos da antropologia estrutural-funcionalista (principalmente através de Radcliffe-Brown) e à própria Gestalt, como um dos fundamentos da análise das dinâmicas dos grupos sociais. O conceito de rede social, deste modo, não surge com os estudos do ciberespaço. Ao contrário, está atrelado a uma perspectiva de estudo que é demarcada fortemente pelo conjunto de trabalhos que vai fundamentar o próprio paradigma da Análise de Redes Sociais. Trata-se, assim, de uma forma de observar a estrutura social (Wasserman & Faust, 1994), construída a partir dos dados relacionais dos atores sociais (indivíduos ou instituições e grupos) e suas interrelações. Scott (2004) explica que "em ciência social, a abordagem estrutural que é baseada no estudo da interação entre atores sociais é chamada análise de redes sociais. As relações que os analistas de redes sociais examinam são, geralmente, aquelas que conectam indivíduos humanos"⁷ (p.2). Entretanto, ressalta o autor, os estudiosos também podem focar redes onde os atores são grupos ou organizações. O que interessa ao estudioso de ARS são os "padrões de laços sociais" nos quais os atores estão envolvidos.

As redes sociais em sua representação no ciberespaço são um pouco diferentes das redes sociais no espaço offline. Primeiramente, porque as conversações e as trocas sociais deixam rastro no online (boyd, 2010, Recuero, 2012). Esses "rastros" são publicados, arquivados, e portanto, são recuperáveis e buscáveis. Segundo, porque a própria representação do grupo social no ciberespaço altera o grupo em si. Essas redes são representadas principalmente através dos sites de rede social e daquelas outras ferramentas que permitiram sua apropriação deste modo. As redes representadas nessas ferramentas, assim, sofrem menos com a temporalidade das relações offline. Não têm, por exemplo, seus laços desgastados pela falta de contato. Constituem-se em redes mais estáveis e, com isso, mais complexas, maiores e compreendendo uma pluralidade de relações mais ampla que aquela das redes offline. Ellison, Steinfeld & Lampe (2007) por exemplo, fizeram um estudo amplo indicando como o Facebook⁸, enquanto suporte das relações sociais, modificou os processos sociais das pessoas, permitindo que atores que não tinham mais contato devido a distância pudessem investir ainda nesses laços sociais. No caso, o estudo mostrou que a ferramenta permitia aos atores a

⁶ Moreno, por exemplo, é um precursor na aplicação dos chamados sociogramas (mapas da rede de atores) para as redes sociais, na tentativa de analisar de forma empírica as estruturas de conexões entre as pessoas.

⁷ Tradução da autora para: "In social science, the structural approach that is based on the study of interaction among social actors is called social network analysis. The relationships that social network analysts study are usually those that link individual human beings". (p.2)

⁸ <http://www.facebook.com>

manutenção de uma rede social com a qual ele não teria mais contato. Do mesmo modo, West, Lewis & Currie (2009) também têm um estudo parecido, discutindo como as "amizades" são vistas no universo do Facebook e as esferas das relações públicas e privadas. Os sites de rede social publicizaram as conexões, mas também proporcionaram que os laços sociais (e as interações e relações) representados nos mapas se tornassem mais permanentes, menos fluidos, mais estáveis.

É preciso que se diga, ainda, que o site não é a rede. Trata-se de um suporte, que é apropriado de diferentes formas pelos grupos sociais e cujos efeitos são construídos pelo complexo universo de negociação de normas e formas de interação. O trabalho de Malini & Antoun (2013) demonstra isso quando discute os movimentos que emergem das apropriações desses suportes, nas novas possibilidades de compartilhamento e cooperação que também são construídas pelas mudanças do digital. Esses exemplos trazem contribuições importantes a respeito das mudanças geradas pelos suportes nas redes sociais na internet.

Entretanto, talvez o conceito que melhor sintetiza essa mudança é aquele dos "públicos em rede" (boyd, 2010). A autora define o conceito como os públicos reestruturados na rede, que compreende, ao mesmo tempo, o espaço construído pelas tecnologias e o coletivo que emerge da apropriação deste espaço. Por isso, os públicos em rede têm características relacionadas a este espaço e suas apropriações. Dentre as características do espaço, estão: 1) a permanência das interações, ou seja, o fato de que as interações tendem a ficar inscritas na rede e ali permanecerem; 2) a "buscabilidade" dessas interações, que são recuperáveis; 3) a replicabilidade dessas interações que podem ser reproduzidas facilmente e; 4) a escalabilidade, ou seja, o potencial de alcance e multiplicação desses registros. Essas características nos mostram que há uma mudança no suporte da interação, que vai permitir que as conversações, antes mapeadas unicamente pela observação, tornem-se mais facilmente registradas. É aí que vemos a importante demarcação: Pela primeira vez, graças ao advento e à apropriação dos sites de rede social, os atores passam a registrar seus passos, suas conversas, suas interações e redes. E com isso, o mapeamento dessas redes ganha novo potencial, com ares de "big data", no sentido de que, pela primeira vez, é possível mapear gostos, atos, idéias e conexões de milhares de pessoas, procurar e estabelecer padrões entre essas múltiplas redes, principalmente através das interações que são mediadas por essas ferramentas.

O estudo das redes é, portanto, o estudo dos padrões sociais. Como na Internet esses padrões tornam-se mais evidentes, há a possibilidade de estudá-los de uma forma mais abrangente e em maior escala. É nisso que as medidas e perspectivas construídas pelo paradigma da ARS podem ajudar o pesquisador. E é também a partir daí que discutiremos a abordagem e suas contribuições para os estudos das redes

3. A Análise de Redes Sociais em Redes Sociais na Internet

A Análise de Redes Sociais não é uma abordagem nova. Suas fundações mais antigas estão na Teoria dos Grafos e em parte da Sociometria, através do trabalho de Moreno, ainda na primeira metade do século XX (Scott, 2004). Entretanto, é só na segunda metade do século que a abordagem emerge um paradigma efetivo de pesquisa, através do trabalho de pesquisadores de diferentes disciplinas em algumas linhas centrais. Freeman (2004) aponta essas linhas que são desenvolvidas paralelamente: 1) a estrutura do grupo social; 2) os dados das relações dos atores com atores; 3) desenvolvimento de ferramentas para a visualização dos padrões de relações; ou ainda 4) as propriedades matemáticas dos padrões sociais. Entretanto, é só com a junção desses focos que a ARS surge e desponta como uma perspectiva interdisciplinar, que congrega estudiosos de várias áreas interessados no estudo dos padrões sociais. Por isso, falam-se em "medidas", cujos conceitos são, em sua maioria, explicitados matematicamente. O uso de elementos da estatística também é comum, bem como o foco quantitativo, o que não significa que os dados não possam ser obtidos através de entrevistas (veja Hogan, Carrasco & Wellman, 2007) ou que análises mais qualitativas estejam completamente excluídas do trabalho.

Lemieux & Oimet (2004) explicam que a abordagem é constituída de três processos, o descritivo, a abordagem explicativa no primeiro nível (aquela que "limitam-se a tratar de regularidades nas redes e outras formas de organização", p. 13) e a de segundo nível (onde há a postulação de "princípios subjacentes às redes sociais e à outras formas de organização social", p. 13). A análise de redes sociais, assim, poderia trazer análises mais qualitativas nesse terceiro processo, embora necessariamente ancoradas nos dados empíricos. Deste modo, a ARS é uma abordagem que traz um conjunto de métodos de coleta e análise, bem como de perspectiva que é extremamente interessante para o estudo das redes sociais online, pois foca, exatamente, nas estruturas que podem ser percebidas através dos dados empíricos que são coletados dessas redes.

3.1 Coleta de Dados Relacionais

O primeiro desafio do pesquisador é identificar que tipo de rede será necessária para o seu estudo. Como explicam Lemieux & Ouimet (2004), dados relacionais, em geral, não funcionam bem quando coletados através de amostragem. Além disso, redes sociais na Internet são escaláveis (boyd, 2010) e por isso, a coleta de dados contempla pode tornar-se difícil. É preciso, assim, ou coletar toda a rede ou optar por um estudo de caso de um determinado grupo.

1) Através da rede ego centrada e seus graus de separação - Aqui coletam-se os dados a partir de um ator-ego e suas conexões. O limite é dado pela distância deste "ego. A distância entre dois nós

na rede é denominada "grau" ou "grau de separação"⁹. Assim, ao determinar essa distância, determina-se também a rede onde serão coletados os dados. Em termos de rede na Internet, podemos, por exemplo, coletar os dados de uma rede no Twitter, onde coletaremos 2 (dois) graus de ego. Isso significa que serão coletados todos os amigos do ator-ego e todos os amigos dos amigos deste ator. Ou poderíamos coletar apenas um grau (ego e amigos de ego).

2) Através de uma rede inteira - Coletam-se todos os dados de uma determinada rede que está limitada de alguma forma no ciberespaço. Por exemplo, poderíamos coletar todos os dados de um determinado grupo no Facebook (rede limitada por quem está no grupo e não pelas conexões). Esta seria uma coleta de rede inteira, pois o limite da coleta de dados se dá pela escolha do limite externo à rede (grupo do Facebook).

Inicialmente, para realizar a coleta, também é preciso eleger o que serão considerados nós e conexões. Coletar dados relacionais na Internet é também um grande desafio pela pluralidade de representações das redes. Neste sentido, há redes que são denominadas associativas ou de filiação e redes que são denominadas emergentes (Recuero, 2009; Recuero & Zago, 2009). Enquanto as primeiras determinam relações mais ou menos estáveis, conexões mantidas pelas ferramentas, as segundas focam relações mais dinâmicas de fluxos conversacionais. Assim, é preciso decidir se as conexões mapeadas serão, por exemplo, relações de seguidos/seguidores ou de menções e respostas (Twitter), ou ainda de "amigos" ou de conversações (Facebook). Cada uma dessas redes vai informar elementos diferentes da estrutura social da rede onde "A" está inserido (vide Huberman, Romero & Wu, 2009, por exemplo).

Um outro elemento é identificar a direção das conexões. É preciso compreendê-las para saber se os dados serão coletados por um grafo direcionado ou não direcionado. Os grafos direcionados têm suas conexões representadas por flechas que indicam a direção da conexão. Os não direcionados, por outro lado, não utilizam essa representação. E há implicações diferentes em cada uma delas. Por exemplo, se estamos diante de uma rede emergente no Facebook, ou seja, estamos mapeando quem cita quem em uma conversação há, obviamente uma rede direcionada. Quando A cita B, há uma conexão direta entre A -> B. Já quando mapeamos uma rede de amigos no Facebook, é natural que seja uma rede não direcionada, pois para que A seja amigo de B, este precisa aceitar. A conexão estabelecida, assim, é mútua e dispensa sua representação por flechas, tornando-se não direcionada. Assim, é importante delimitar muito bem o que será considerado uma conexão e como, pois conexões direcionadas e não direcionadas não podem coexistir no mesmo grafo (embora possamos ter conexões direcionadas nos dois sentidos, por exemplo A<->B se ambos citaram-se).

⁹ O grau de separação, assim, é a distância entre quaisquer atores da rede social. Essa distância é calculada em termos de arestas (conexões) e não de atores. Vide o trabalho de Watts (2004).

O último desafio da coleta de dados refere-se a sua "fasiabilidade". Justamente por conta dos rastros deixados online constituir-se em uma significativa quantidade de dados, não é uma tarefa simples coletá-los. Por isso, a maioria dos estudiosos prefere usar elementos automatizadores para essas coletas, notadamente *crawlers* (ou robôs) que utilizam as APIs dos sites (*application programming interface*). Alguns *crawlers* são simples de utilizar, mas há outros que exigem um certo conhecimento de programação. Além disso, dependendo da API que o *crawler* utiliza, há limitações importantes para a coleta de dados que o pesquisador precisa conhecer e cujas informações normalmente estão disponibilizadas nas próprias descrições. Dentre as ferramentas mais utilizadas hoje, está o YourTwrapperKeeper¹⁰ (yTK), usado para retirar dados do Twitter, por exemplo¹¹ que possui várias receitas de como usar na Internet¹². Outras ferramentas, como o NodeXL¹³ (que funciona como uma aba no Windows Excel, portanto é preciso tê-lo instalado) e o NetVizz¹⁴ vêm com *crawlers* embutidos, que facilitam o trabalho de coleta do pesquisador, embora trabalhem com mais limitações que a coleta realizada pelo yTK¹⁵.

Os dados coletados são geralmente apresentados sob a forma de uma matriz. Essa matriz ou sociograma (Scott, 2004) é que vai servir de base para que seja gerado o grafo, ou a visualização dos dados. Essa visualização, entretanto, também depende de medidas construídas anteriormente, novamente, de acordo com o problema de pesquisa eleito pelo pesquisador, conforme elencaremos a seguir.

3.2 Primeiro Nível de Análise

Conforme Lemieux & Oimet (2004), o processo de análise dos dados relacionais possui dois níveis. O primeiro, descritivo, é aquele onde está presente a descrição dos dados, suas medidas. Neste trabalho, focaremos as métricas mais comumente utilizadas em ARS e observaremos seu sentido. No segundo momento, abarcaremos a análise mais abrangente.

3.2.1 Posição do Nó

Uma das medidas mais importantes em ARS é a medida de posição do nó na rede, denominada centralidade (Scott, 2004; Degenne & Forsé, 1999; Wasserman & Faust, 1994). Ela

¹⁰ <https://github.com/540co/yourTwrapperKeeper>

¹¹ O próprio sistema, entretanto, alerta que "fere" os termos de uso da ferramenta e que as contas que o utilizam podem ser suspensas.

¹² Vide o site Mapping Online Publics mantido pelo pesquisador Axel Bruns e sua equipe - <http://mappingonlinepublics.net/2012/01/09/twrapperkeeper-and-beyond-a-reminder/>

¹³ <http://nodexl.codeplex.com/>

¹⁴ <https://apps.facebook.com/netvizz/>

¹⁵ Por exemplo, o NodeXL no Twitter foca a API de search, que limita os resultados temporalmente e por pedido. Com isso, embora seja possível obter resultados, não há uma completude neles. O NetVizz, por outro lado, para corroborar com as normas do Facebook, só permite que os dados sejam coletados de forma anônima.

trabalha com formas de entender o quão importante um determinado nó é para a rede ou o quão centralizada está a rede em torno de determinados nós. Entretanto a medida de centralidade não é única. Há várias formas de observar a centralidade, conforme discutiremos a seguir.

a) Grau do Nó - Essa é a primeira e mais simples medida. Ela representa o número de conexões que um determinado nó possui. Quanto mais conexões, mais central o nó é para a rede. Um grafo direcionado tem dois graus: o *indegree* que representa a quantidade de conexões que um determinado nó recebe e o *outdegree* que representa a quantidade de conexões que o nó faz (Figuras 1 e 2 mostram isso). O grafo não direcionado, por outro lado, tem apenas um grau, que é o número de conexões. Assim, o grau de centralidade de um nó A no Twitter poderia ser representada pela quantidade de conexões que este nó possui (*indegree* ou *outdegree*, seguidores e seguidos). No caso, os graus do nó variam entre 0 e o número máximo de conexões possíveis.

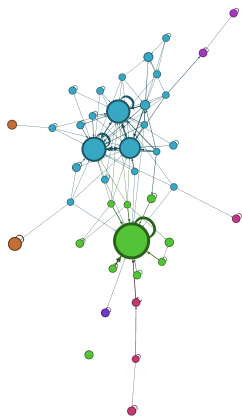


Figura 1: Grafo de conversação no Twitter. É um grafo direcionado, onde os maiores nós são aqueles que recebem mais conexões (nós maiores). Os nós, portanto, são proporcionais ao seu *indegree*.

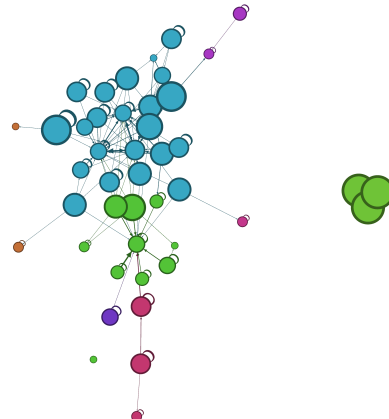


Figura 2: Mesmo grafo direcionado. Desta vez, o tamanho do nó é proporcional a seu número de citações ou de conexões recebidas. Ou seja, os nós são proporcionais ao seu *outdegree*.

b) Grau de Intermediação (Betwenss) - O grau de intermediação é outra medida de centralidade. Entretanto, ele mede o quão "entre" grupos no grafo um determinado nó está, ou o número de vezes em que o nó é "ponte" entre vários grupos de nós. Nós com altos graus de intermediação são aqueles que conectam grupos diferentes (e desconectados entre si) dentro do grafo (Figura 3). Assim, imaginemos dois grupos de usuários do Twitter: fãs do Luan Santana e do Restart¹⁶. Eles são muito conectados a seus pares (outros fãs do mesmo grupo/cantor). Entretanto, não são muito conectados entre si, porque quem curte um não necessariamente curte o outro. Ainda assim, há alguns usuários que gostam dos dois. Esses poucos são usuários que estão conectados aos dois grupos. São pontes, usuários com alto grau de centralidade *betwenss*.

¹⁶ Exemplo semelhante pode ser encontrado em Recuero, Amaral e Monteiro, 2012. Tanto a banda Restart quanto o cantor Luan Santana têm fãs ativamente engajados e conectados no Twitter.

c) Grau de Proximidade (Closeness) - O grau de proximidade é uma medida do quanto um determinado nó está próximo dos demais na rede, ou ainda, qual é a distância deste nó dos demais (Figura 4). A medida dá-se pelo número de pontes, ou seja, de conexões-ponte, de nós que conectam vários grupos que não são interconectados. Estes nós acabam reduzindo as distâncias entre todos os nós do grafo. Os nós com maior grau proximidade, portanto, tendem a ser aqueles com menor distância média de todos os demais nós no grafo. Assim, no mesmo exemplo anterior, os fãs do grupo do Restart terão maior grau de proximidade entre si, mas menor grau de proximidade dos fãs do Luan Santana. Quanto mais "pontes" tivermos no grafo, portanto, maior será o grau de proximidade geral.

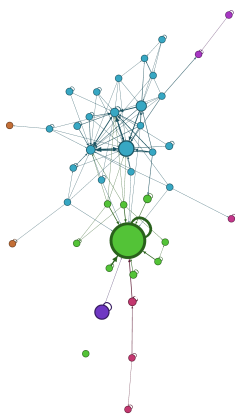


Figura 3: Grafos de conversação no Twitter. O tamanho do nó é proporcional a sua centralidade "betweenness"(ou grau de intermediação). Observe-se que o nó que conecta mais "grupos" de nó, ou seja, que constitui-se em maior ponte é o maior.

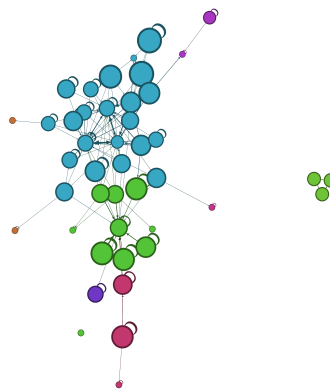


Figura 4: Mesmo grafo de conversação. O tamanho do nó, agora é proporcional a sua centralidade "closeness" (ou grau de proximidade). Observe-se que há uma distribuição maior o grau entre os nós porque o grafo é pequeno.

d) Centralidade Eigenvector - Esta medida foca na influência do nó na rede. A idéia aqui é quantificar essa influência, através da avaliação dos nós. Basicamente, essa medida valoriza mais nós que recebem conexões de nós que também são valorizados do que nós que recebem conexões de outros nós com um valor baixo (Figura 5). Assim, em um determinado grafo, um nó que receba 3 conexões de outros nós com alto grau vai ter uma centralidade eigenvector maior do que um outro nó com outras 3 conexões de nós com graus mais baixos. Em termos simples, poderíamos imaginar novamente no exemplo do Twitter. Uma conta que tenha seguidores mais populares, ou seja, outras contas com um alto número de seguidores (maior *indegree*) tende a ter uma centralidade eigenvector maior do que outra conta com um mesmo número de seguidores que, na média, tem menos seguidores (menor *indegree*).

d) PageRank - O Pagerank é uma forma também de medir influência dos nós pelas suas conexões (Figura 6). Como no item anterior, há uma medida atribuída aos nós dentro do grafo com base na qualidade de suas conexões. A idéia é diferente da medida anterior, pois aqui observa-se quais as

chances de um ator seguindo links de forma aleatória terá de chegar na "página" do nó, ranqueando esses nós com conexões "melhores" de forma mais alta (de forma análoga ao algoritmo de Bin e Page que é utilizado pelo sistema de busca do Google).



Figura 5: Tamanho dos nós proporcionais a centralidade eigenvector. Os nós mais populares são aqueles que têm conexões de outros nós populares.

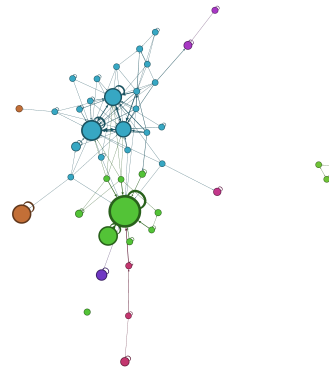


Figura 6: Tamanho dos nós proporcionais ao pagerank. Os nós com maior pagerank são um pouco diferentes da medida de centralidade eigenvector.

3.2.2 Medidas de Rede

Além das medidas de localização dos nós no grafo, também são importantes as medidas que qualificam as conexões nesses grafos. Assim, temos uma série de conceitos que são utilizados para esse estudo, notadamente referentes não mais ao nó, mas à rede como um todo. Por isso, são também chamadas "medidas de rede" e focam, geralmente, nas conexões presentes no grafo. Dentre essas medidas:

a) Densidade - A densidade do grafo refere-se à quantidade de conexões em relação ao número total de conexões possíveis no grafo. Assim, quanto maior a densidade, mais interconectado o grafo está. Quando uma rede tem o número máximo de conexões possíveis, diz-se que é um clique. Redes mais densas são, assim, aquelas onde há mais conexões entre os nós. Em geral, a densidade também é associada, por exemplo, à presença de "comunidades", ou "clusters".

b) Coeficiente de Clusterização - Refere-se também ao quão interconectada é uma rede. Um cluster é um conjunto de nós mais densamente conectado que o resto da rede. Assim, o coeficiente de clusterização é uma medida do quanto os nós estão interconectados e próximos na rede (Figuras 7 e 8 exemplificam). É através do coeficiente que podemos também medir o quão densa é uma rede determinada.

c) Centralização - A centralização é uma medida focada no quão centralizado um grafo está em torno de determinados nós. Scott (2004) define a centralização em relação a densidade. Para o autor, enquanto a densidade foca o "nível de coesão geral" de um grafo (aqui entendido como o quão interconectado ele está), a centralização foca em torno de quais pontos focais essa coesão está organizada (p.89). Por isso, diz-se que essas medidas são complementares. Assim, de uma rede tem

uma alta centralização, isso significa dizer que há poucos nós "segurando" a rede como um todo, ou seja, centralizando a rede.

d) Fechamento (Closure) - O fechamento de uma rede refere-se a sua interconexão. Quanto mais tríades completas (ou seja, quanto mais fechadas são as conexões entre amigos dos amigos), mais conectada é a rede.

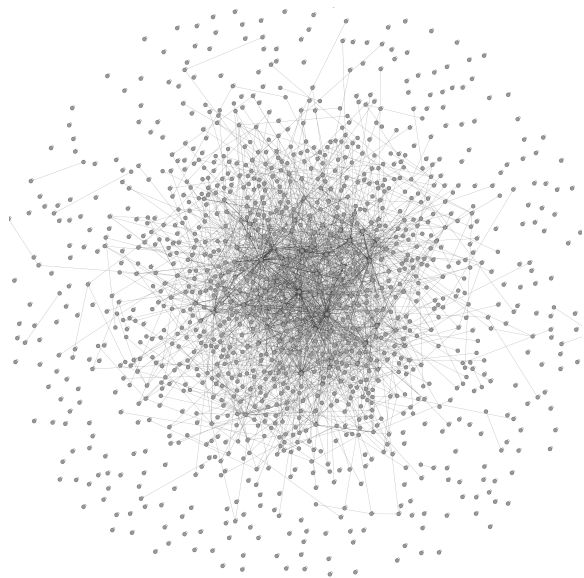
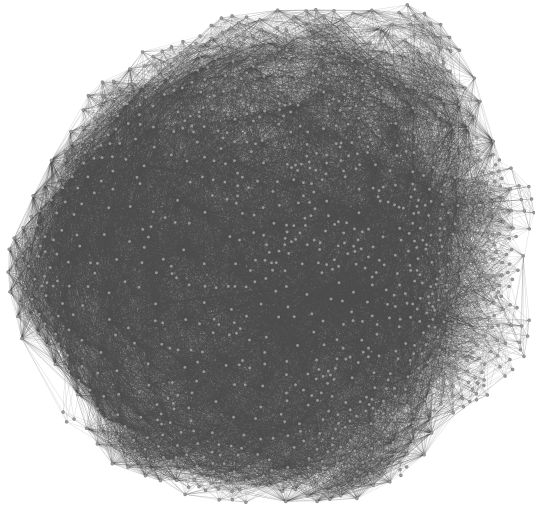


Figura 7: No exemplo, temos um grafo de conversações no Facebook, com alta densidade (cc = 0.751).

Figura 8: No exemplo, temos um grafo de conversações no Twitter, com baixa densidade (cc = 0.028).

e) Coesão - A coesão é também uma medida de conexão. Refere-se ao grau em que cada nó está conectado aos demais e também ajuda a compreender quais nós, uma vez retirados do grupo, desconectariam a rede. Quanto mais coesa, maior o número de nós necessários para desconectá-la.

f) Modularidade - A modularidade é uma medida de agrupamento de nós. Ela divide os nós de um grafo em grupos, de acordo com suas conexões. Quanto mais densas as interconexões entre um determinado grupo de nós, maiores as chances deles constituírem um módulo na rede. Ela tende a separar clusters de nós dentro da rede. Quanto menos clusterizada, maior a quantidade de módulos. Essa medida, portanto, nos mostra os grupos existentes de nós.

A análise, através dessas métricas, é geralmente realizada através de softwares de análise, tais como o Pajek¹⁷, Gephi¹⁸ ou NodeXL (já citado anteriormente)¹⁹. São esses softwares que, através de algoritmos específicos, calculam as medidas e desenharam a rede, também levando em conta determinadas formas de visualização. Há diversos algoritmos de visualização, através dos quais a rede pode ser montada. Além disso, é importante também salientar que a análise da rede

¹⁷ <http://vlado.fmf.uni-lj.si/pub/networks/pajek/>

¹⁸ <https://gephi.org/>

¹⁹ Há muitos outros programas que podem ser utilizados. Citamos alguns dos mais conhecidos atualmente.

deve dar-se através das medidas e não do seu "desenho", uma vez que esse pode não indicar elementos que sejam relevantes para o pesquisador.

3.2 Segundo Nível de Análise

Lemieux & Oimet (2004) explicam que no segundo nível de análise temos a postulação de princípios. Aí focamos não apenas as medidas, mas o que elas querem dizer em qual contexto. A análise de redes, assim, vai muito além da mera constatação de medidas. É preciso discutir o que essas medidas querem dizer no contexto da pesquisa. É neste nível que situo as métricas mais qualitativas e teóricas, que conjuntamente com as métricas oferecidas pela teoria dos grafos auxiliam a compreender a rede a qual se coletam os dados. É neste nível que está também o estudo da natureza dos laços sociais e do capital social e sua influência na estrutura social, por exemplo. Neste sentido, o livro de Wellman & Berkowitz (2007), sobre a abordagem estrutural, é muito elucidativo com relação às variáveis qualitativas que podem ser abordadas. Seremos breves nessas contribuições, fazendo uma lista exemplificativa, mas não exaustiva, de como as medidas de rede podem ser abordadas como variáveis qualitativas.

a) Laços Sociais - A abordagem de redes permite que se tratem das conexões entre os atores sociais de forma particular. São essas conexões que formam, assim, a estrutura social. Avaliar o que essas conexões significam no corpus analisado é essencial. Assim, por exemplo, as medidas de modularidade e clusterização que direcionam os grupos na rede mapeada avaliam como os nós estão conectados. Entretanto, não avaliam a qualidade dessas conexões. Uma medida qualitativa pode auxiliar a compreender qual é a natureza desses laços, como por exemplo fortes ou fracos (Granovetter, 1973). Além disso, é possível avaliar também as diferenças da representação desses laços online, como a questão da facilidade em estabelecer esse laço e os valores que advêm dele (Ellison, Steinfeld & Lampe, 2007, por exemplo, fazem um estudo neste sentido no Facebook). Levando-se em conta que os laços são estabelecidos através da comunicação mediada nos sites de rede social, trata-se de um evidente foco de estudos para a Comunicação.

b) Capital Social - O capital social é um conceito que foca os valores construídos na estrutura social. Embora seu conceito e aplicação sejam variados (Wellman, 2001), é um elemento de análise fundamental nas redes sociais. Burt (1992) é um dos pesquisadores que procurou compreender a influência do capital social na estrutura das redes sociais criando o conceito de "buraco estrutural". O autor foca as vantagens que advêm a um ator que funciona como "ponte" entre vários grupos não conectados (poderíamos dizer, que tem grau de intermediação - betweenness - alto) quando esse ator está em um ambiente externo, ou seja, fora dos grupos (ou entre eles), especialmente em situações de competição ou conflito (Lemieux & Oimet, 2004). O valor desse grau de intermediação (ou buraco estrutural) no ambiente interno a uma rede, por outro lado, seriam prejudiciais, pois "isolam"

o ator. Trata-se, assim, de um estudo sobre o valor das conexões no grupo e sua influência, portanto, capital social. Há vários estudos semelhantes focando o conceito nas redes sociais online, notadamente os de Ellison, Steinfeld & Lampe (2007), Steinfeld, Ellison & Lampe (2008) e os trabalhos de Wellman e seu grupo (Hamptom & Wellman, 2003 e Wellman, Quan Haase, Witte e Hampton, 2001 por exemplo). Esses trabalhos também trazem o foco para os valores gerados pelas estruturas sociais que são formadas pela comunicação mediada, também, portanto, um foco a ser explorado pelos estudos da Comunicação.

c) Estrutura Social - Outro foco bastante frequente dos trabalhos é aquele da identificação de padrões na estrutura social. Essa identificação é capaz, por exemplo, de trazer elementos para a análise dos canais de comunicação nas organizações (vide, por exemplo, a discussão estabelecida por Mizruchi, 2006). Além disso, a percepção de comunidades nessas estruturas e sua avaliação também pode ser um objeto também da comunicação (vide o trabalho de Wellman, 2001). Os efeitos comunicativos dessas estruturas também podem ser objeto, como mostra o foco do trabalho de Passerino, Montardo e Berkenstein (2007). Assim, os estudos aqui poderiam trazer contribuições a respeito de quais são as estruturas que emergem da comunicação mediada pelo computador no registro dos sites de rede social.

3.3. Problemas Éticos e Limitações

Outra questão importante que precisa ser observada nos estudos de ARS nas redes sociais na Internet são as limitações dessa abordagem e suas questões éticas. Um dos primeiros problemas diz respeito ao anonimato dos dados, por exemplo (vide Kadushin, 2005). Embora na prática, os sites de rede social explicitem que seu conteúdo está sendo (em sua maioria) publicado, ou seja, tornado público e que, naqueles onde opções de privacidade são oferecidas (como o Facebook e o Twitter, por exemplo), o único conteúdo que poderá ser buscado nas APIs é o público, há que se argumentar a dificuldade de compreensão dos públicos em geral das conseqüências deste ato. Assim, informações que tenham sido publicadas, especialmente, aquelas pessoais ou talvez, publicadas impensadamente pelos sujeitos de pesquisa podem trazer efeitos para estes se utilizadas em pesquisas. Kleinberg (2007), por outro lado, alerta que devido ao formato das informações nessas redes sociais, muitas vezes é muito difícil manter a privacidade dos indivíduos, mesmo com os dados anonimizados. Entretanto, é um problema que precisa ser focado pelos pesquisadores se não na coleta, ao menos na apresentação dos dados de pesquisa. Outra questão ética é o uso de dados de redes fechadas, às quais o pesquisador tem acesso por fazer parte do grupo. Este é outro problema. Assim, por exemplo, é possível mapear um determinado grupo fechado do qual se faz parte. Mas as

implicações éticas deste mapeamento (uma vez que o grupo é fechado) também precisam ser discutidas.

A ARS também é uma abordagem que oferece algumas limitações. A primeira delas diz respeito a seu foco estrutural, nos padrões emergentes das interações. Assim, não se presta para estudos cujo foco não seja estrutural. Se o objetivo de uma pesquisa é trabalhar com um determinado discurso nas redes sociais, por exemplo, mas não se deseja observar os padrões de reprodução desse discurso, a abordagem da ARS não oferece contribuições. Além disso, seu foco em medidas e dados também pode ser enfraquecido quando o objetivo é construir uma análise mais teórica em cima dos fenômenos. A ARS tem um foco extremamente empírico e o método e o estudo dos dados é extremamente relevante. Outras limitações dizem respeito aos limites impostos pelas ferramentas, tanto na coleta quanto na análise de dados. A própria API da qual os dados são extraídos, por exemplo, pode oferecer limitações que precisam ser claramente compreendidas pelo pesquisador, sob pena de uma análise parcial ser tomada como uma análise completa. O conhecimento das métricas e das formas de visualização das redes também são essenciais, para que se realmente compreenda o que os dados querem dizer.

4. Estudo de caso: As hashtags #Tamojuntodilma e #CalaabocaDilma

Para demonstrar as contribuições da ARS para o estudo das redes sociais na Internet, trouxemos, a título exemplificativo, um estudo de caso específico. Nosso caso específico refere-se a duas hashtags que tomaram o Twitter brasileiro na noite do dia 21 de junho de 2013. Neste dia, a presidenta da República, Dilma Rousseff pronunciou-se à nação a respeito dos protestos que durante as semanas anteriores e posteriores assolaram o País. O pronunciamento à nação rapidamente repercutiu nas redes sociais, de modo especial no Twitter. Logo após a fala da presidenta, duas hashtags tomaram os Trending Topics, #tamojuntodilma, que manifestava diretamente apoio à presidenta e #calaabocadilma que, ao contrário, pedia a saída da mesma. Durante a noite do dia 21, foram mapeadas as duas hashtags, utilizando-se a ferramenta de crawl do NodeXL²⁰. As duas hashtags foram buscadas no mesmo horário (às 22h) e foram coletados 4368 tweets de 3182 atores com a tag #tamojuntodilma e 5597 tweets de 4804 atores com a tag #calaabocadilma. Foram coletados apenas os tweets, ou seja, a rede que será construída é baseada apenas nestes e não na relação de seguidores. Assim, cada aresta ou conexão será construída por uma citação ou retweet que cite um ou mais outros atores. Se não há citações, menções ou retweets, não há conexão entre os nós. Optamos por esta coleta porque, em uma conversação, há claramente a participação de vários atores quando há referência aos participantes (vide Haythorntwite e Herring,

²⁰ Entretanto, as análises e os grafos apresentados a seguir foram construídos com o auxílio da ferramenta Gephi.

2009 e boyd, Golder e Lotan, 2010). Nossa questão de pesquisa, nesses casos é, portanto, simples: Quais padrões podemos extrair das redes de conversação que utilizaram as hashtags e como esses padrões refletem o apoio/crítica ao pronunciamento da presidente?

5.1. #TamoJuntoDilma

Nesta coleta foram obtidos 4368 tweets de 3182 atores (contas individuais). Observa-se, portanto, que mais de um tweet está relacionado ao mesmo ator. Ao construir-se o grafo dessa hashtag, temos as primeiras informações. Nota-se, no grafo da hashtag (Figura 09), claramente, um cluster de citações. Observe-se no mapa como os nós que não se mencionam ou citam, ou que usaram a hashtag de forma individual.

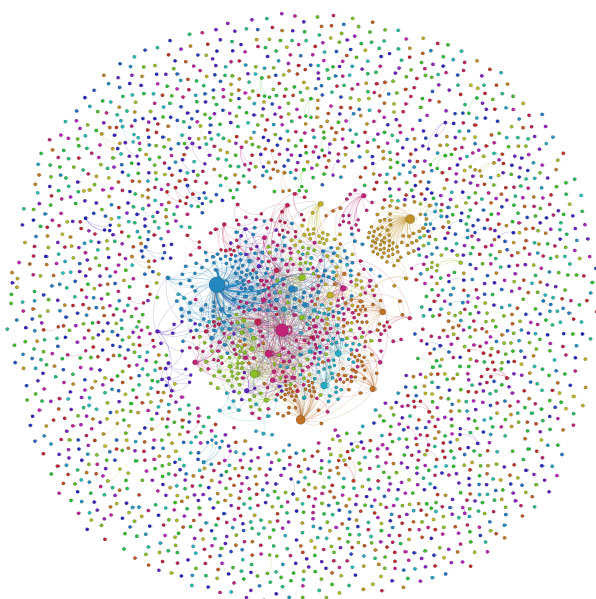


Figura 9: Imagem da rede inteira. Observe-se que, no algoritmo utilizado para "desenhar" a rede, os nós com mais conexões são atraídos para o centro, enquanto que aqueles sem conexões vão sendo "empurrados" para a periferia.

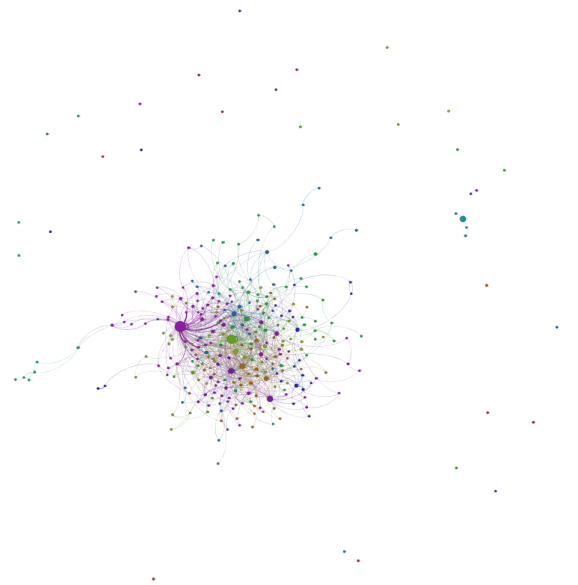
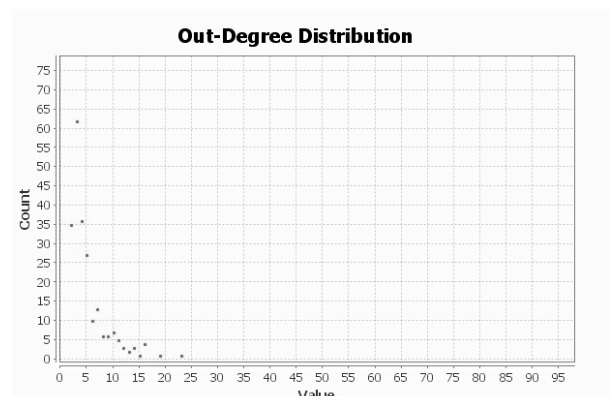
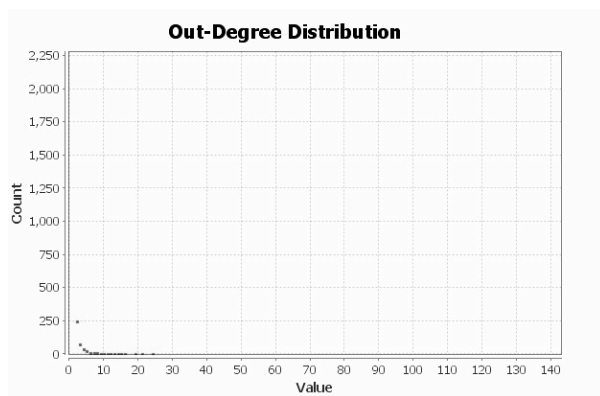
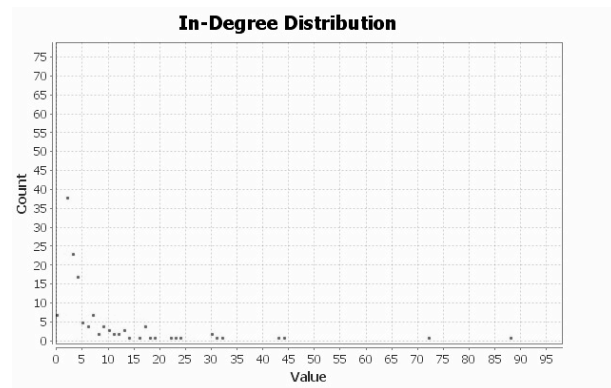
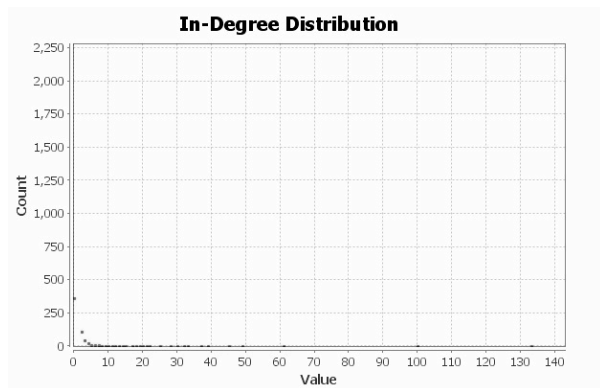


Figura 10: Cluster da rede. Aqui aparecem apenas os nós com mais de quatro tweets. Observe-se como estes estão com frequência interconectados e fazem menção uns aos outros (cluster).

Filtrando-se apenas nos atores que fizeram, no período, mais de 4 tweets com a hashtag, ou seja, nos atores mais engajados em utilizar a mesma, podemos observar mais claramente o cluster da rede e seus participantes (Figura 10). No mapa, os nós com maior indegree estão demarcados como nós maiores, enquanto aqueles com menor indegree são menores. Quando observamos os tweets dos nós mais citados, observa-se claramente apoio à presidenta.

O coeficiente de clusterização do grafo é de 0,007, enquanto o grau de conexão médio é 1,371. O máximo indegree (nó com número máximo de citações) é o @PTNacional, com 133 menções. A seguir vêm partidários e apoiadores. Quando observamos o outdegree, a distribuição é um pouco mais uniforme, com um topo de 24 tweets em um único nó. Observe-se nas imagens a seguir (Figuras 11 e 12) como, na distribuição do indegree há uma grande quantidade de nós que

cita apenas uma vez outro nó, mas logo a seguir, há uma distribuição de nós que cita várias vezes outro nó. Observe-se nas Figuras 13 e 14, por outro lado, como a distribuição é menos uniforme no cluster, onde há mais citações por nó. Do mesmo modo, no outdegree o número máximo de citações é menor, mas há também uma cauda longa²¹ de nós que ainda têm muitos tweets e citações. Quando observamos o cluster a quantidade de citações por nó aumenta, o que mostra que esses nós não apenas são mais ativos (tuitaram mais) e, igualmente, citaram-se mais.



Figuras 11 e 12: Gráficos de distribuição do indegree e outdegree na rede inteira.

Figuras 13 e 14: Gráfico de distribuição do indegree e outdegree no cluster do grafo.

Quando mapeamos apenas o cluster, a partir dos nós com maior número de tweets, novamente observa-se que o grafo é bastante conectado. O coeficiente de clusterização sobe para 0,033 e a média do grau de conexão para 3,88. Isso significa que, entre os nós que fizeram mais do que quatro tweets com menções, há uma maior interconexão, tanto no indegree quanto no outdegree. Basicamente, isso quer dizer que esses nós tendem a se citar mais do que os demais, constituindo-se em um grupo que está ativamente "conversando", ou seja, tuitando com a hashtag e citando-se entre si. Há uma ação no sentido de tuitar mais usando a hashtag, seja para aumentar sua visibilidade ou mesmo para participar da conversação mais fortemente.

Para entender um pouco melhor a distribuição dos tweets como apoio à presidenta, observamos também as hashtags presentes nos dados. É comum, no Twitter, a hashtag representar o

²¹ Referência ao termo "power-law", uma distribuição onde há um pequeno número de nós com um alto indegree/outdegree e um grande número com baixo indegree/outdegree (Lei de Pareto).

contexto da fala, indicando, pela sua presença, as pistas de interpretação daquilo que é dito (Recuero, 2012). No caso, pudemos observar a presença de mais de 100 conjuntos de hashtags nos tweets (tweets com mais de uma hashtag). As hashtags encontradas com maior frequência juntas foram (Tabela 1):

Tabela 1: Dados das hashtags presentes nos tweets coletados.

Hashtags Rede Inteira	%	Hashtags Cluster	%
#tamojuntodilma	71,66%	#tamojuntodilma	86,47%
#calabocadilma #tamojuntodilma	11,72%	#tamojuntodilma #tamojuntodilma	2,59%
#tamojuntodilma #calabocadilma	2,15%	#tamojuntodilma #comdilmacontragolpe #ondavermelha	0,81%
#tamojuntodilma #calaabocadilma	2,01%	#tamojuntodilma #golpenao	0,81%
#tamojuntodilma #tamojuntodilma	0,89%	#violencianao #tamojuntodilma	0,65%
#tamojuntodilma #dilma	0,78%	Outros	8,67%
#violencianao #tamojuntodilma	0,41%		
Outros	10,38%		

O uso massivo da hashtag de apoio indica que a maioria da rede estava construindo tweets de apoio. A presença de hashtags contraditórias indica usuários que desejam obter visibilidade de um grupo (apoiadores) ou do outro (não apoiadores) para seu tweet. Essas hashtags, entretanto, foram encontradas em maior quantidade em tweets de não apoio. Também é importante notar que há uma imensa massa de conjuntos de tags criando e subvertendo sentidos. Observe-se também o conjunto de hashtags observadas com maior frequência nos tweets do cluster da rede. O que se vê é uma quantidade maior de hashtags com contexto de apoio ao pronunciamento.

O que isso tudo quer dizer? Primeiramente, o fato de ser possível observar um cluster que está interconectado mostra que há uma articulação da conversação, ou seja, não estamos falando de pessoas simplesmente falando do assunto, mas de pessoas citando-se umas às outras, claramente envolvidas. O alto indegree e o alto outdegree parecem indicar que há uma ação coletiva de usuários falando sobre o assunto e usando a tag. Observe-se como o número do grau de conexão é mais alto dentro do cluster. Do mesmo modo, a presença de um grande número de hashtags de apoio como contexto, bem como a referência a apoiadores e partidários faz aparecer com mais força a hipótese de que há uma organização de um grupo em torno da hashtag, no sentido de obter visibilidade para seu apoio. Não é simplesmente o contexto de um tweet, mas uma manifestação dirigida, buscando-se tornar público o apoio à presidenta.

5.2. #CalaabocaDilma

A coleta de dados por essa hashtag retornou mais resultados que a anterior. Foram 5597 tweets de 4804 atores, novamente indicando que mais de um tweet com a hashtag foi publicado pelo mesmo ator. A rede que observamos, entretanto, é menos clusterizada que a anterior (Figura 15). Mesmo o clusters, filtrado com o mesmo critério da anterior, há uma menor presença de nós e conexões (Figura 16). O coeficiente de clusterização está em 0,002 - bem inferior ao anterior. A

média do grau de conexão é 1,165, também inferior. Entretanto, a rede tem mais tweets e mais atores, o que indica que, apesar do cluster ser menor e das pessoas citarem-se menos, há mais gente participando. No cluster é 2,811 o grau de conexão médio. O coeficiente de clusterização sobe para 0,017.

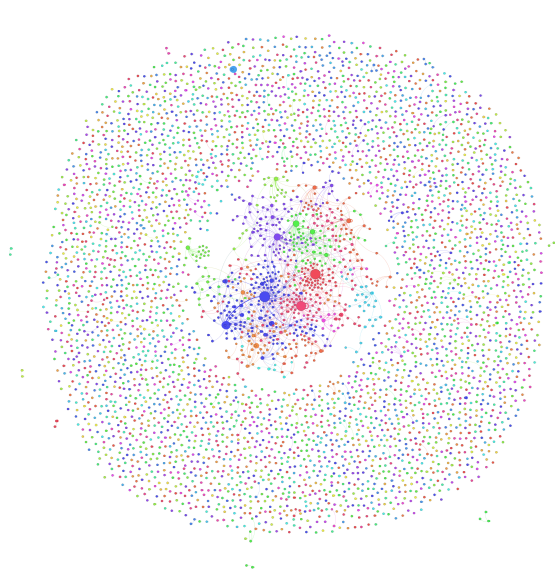


Figura 15: Imagem da rede inteira. Observe-se que, no algoritmo utilizado para "desenhar" a rede, os nós com mais conexões são atraídos para o centro, enquanto que aqueles sem conexões vão sendo "empurrados" para a periferia.

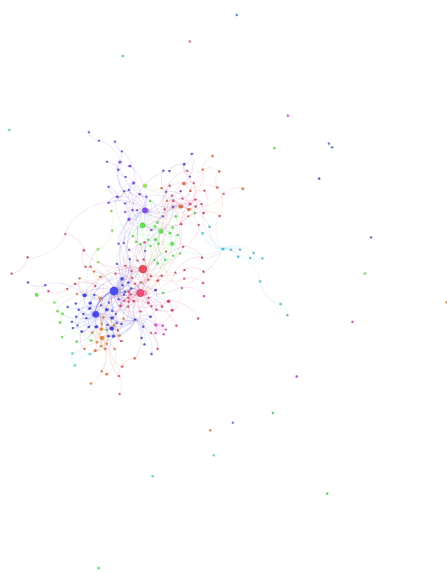
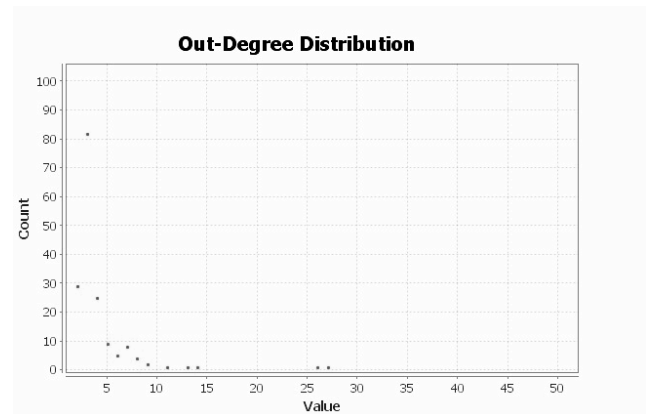
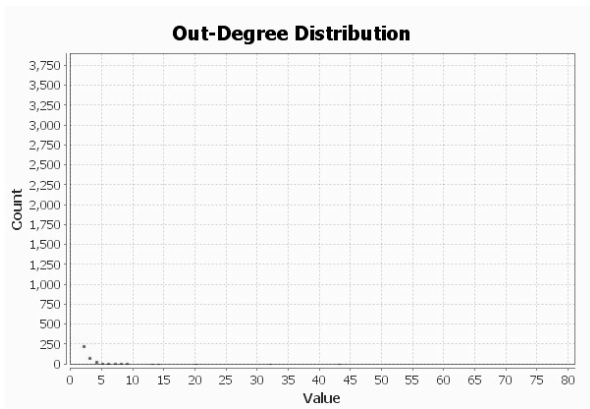
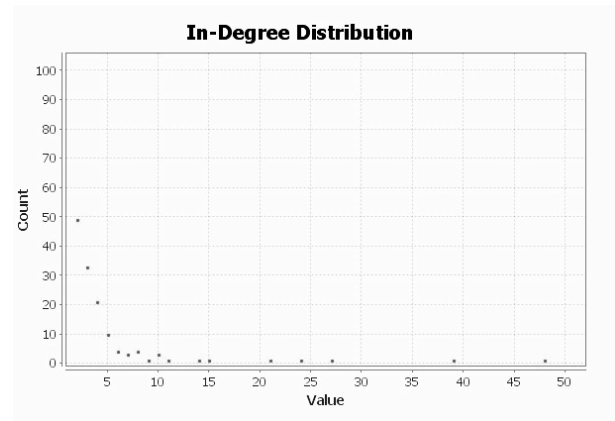
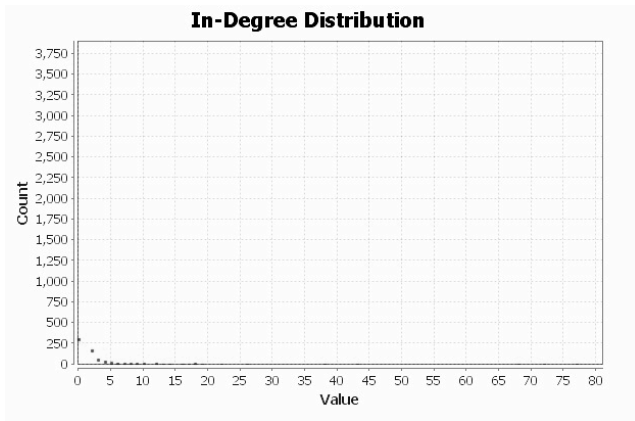


Figura 16: Imagem do cluster da rede. Aqui aparecem apenas os nós com mais de quatro tweets. Observe-se como estes estão com frequência interconectados e fazem menção uns aos outros.

Esses dados já começam mostrando que se trata de uma rede menos fortemente conectada que a anterior. Ou seja, há mais nós, mas há menos participação em geral. Enquanto que na rede anterior há muitos nós no cluster e muitas conexões de vários tweets, nesta, há menos nós e as conexões são mais fracas. Isso poderia indicar, por exemplo, que houve menor envolvimento dos atores na conversação com essa hashtag, menor articulação em torno da mesma. Isso talvez possa indicar que ela não surge de uma grande articulação de atores em conversar utilizando-a, mas de forma mais pontual em tweets esparsos de um maior número de atores.

Outro dado importante refere-se ao indegree máximo (71) e outdegree máximo (43) observados na rede. Os números máximos são altos (especialmente com relação ao outdegree), mas há menos nós envolvidos com a ação de tuitar usando a hashtag, conforme as figuras a seguir, que mostram a distribuição desses graus (Figuras 17 e 18). Observe-se que há menos nós com alto indegree, bem como menos nós com alto outdegree nas curvas totais dos tweets. No cluster, conforme esperado, há um aumento da participação dos nós, mas em relação aos dados anteriores, não há tantos nós com alto nível de participação (Figuras 19 e 20). Isso poderia indicar que a rede, apesar de envolver mais participantes que a anterior, tem menos atores engajados em tuitar com a hashtag coletada. Novamente, temos indícios de um menor envolvimento dos atores.



Figuras 17 e 18: Gráficos de distribuição do indegree e outdegree na rede inteira.

Figuras 19 e 20: Gráficos de distribuição do indegree e outdegree no cluster.

Quando observamos as hashtags nos tweets (Tabela 2), novamente, há também indícios semelhantes à rede anterior. Há uma predominância do uso do contexto negativo, ou de hashtags negativas associadas. Vemos, como no outro exemplo, uma associado também da hashtag coletada com a "#tamojuntodilma". Esses tweets talvez sejam aqueles com contexto mais dúbio, porque circulam tanto em um grupo quanto no outro. Como os tweets não foram analisados de modo qualitativo em seu conteúdo, podemos apenas indicar que focam visibilidade tanto de um grupo quanto de outro. Note-se, entretanto, que tanto na Tabela 1 quanto na Tabela 2, esses tweets aparecem em um percentual bem menor que aqueles de apoio ou de crítica.

Tabela 2: Hashtags dos Tweets

Hashtags na Rede Inteira	%	Hashtags no Cluster	%
#calaabocadilma	81,92%	#calaabocadilma	81,07%
#calabocadilma #tamojuntodilma	4,98%	#calabocadilma #foradilma	2,03%
#calabocadilma #foradilma	1,43%	#tamojuntodilma #calabocadilma	1,52%
#tamojuntodilma #calabocadilma	0,88%	#calaabocadilma #vemprarua	0,89%
Outros	10,79%	Outros	14,49%

Novamente, o que a análise das redes das duas hashtags parece mostrar? Primeiro, que observamos um maior indegree e outdegree na rede do #tamojuntodilma, o que parece indicar um envolvimento maior dos atores na conversação. O grau de clusterização mais alto, tanto no cluster quanto no grafo também indica uma maior participação dos atores na conversação com essa hashtag.

Na #Calaabocadilma, ao contrário, há um grau de clusterização bem menor, apesar de uma quantidade maior de atores e tweets. Isso parece também indicar que houve um envolvimento menor na conversação, com uma maior organicidade e menor organização nas críticas. A tag de apoio, ao contrário, parece emergir de um movimento ativo da rede, especialmente entre os apoiadores. Ao mesmo tempo, a análise das hashtags também nos mostra um contexto específico onde tanto tags de crítica quanto de apoio foram utilizadas juntas. Isso também poderia indicar que tanto um grupo quanto o outro deseja fazer públicas (nas duas conversações) suas opiniões. E mostra também que a presença de uma tag influenciou a outra. Ou seja, ambas as redes posicionam-se em conversações, parcialmente interferindo-se quando usam as duas hashtags juntas. Há uma movimentação mais forte junto a hashtag de apoio, mas uma crítica mais orgânica e com maior número de participantes na hashtag contrária. O uso da ARS nestes casos, portanto, auxiliou a medir e a observar os dados dos padrões de interação da rede. Pudemos observar as medidas como indicativos desses padrões, bem como discutir possíveis implicações.

6. Conclusões

O presente artigo buscou apresentar e discutir as contribuições da Análise de Redes Sociais para o estudo das redes sociais na Internet. De modo específico, apresentamos a abordagem, discutimos suas métricas e contribuições, bem como suas limitações, e procuramos demonstrá-la em um estudo de caso pontual. No caso específico, procuramos demonstrar como algumas medidas oferecidas pela ARS poderiam ajudar a perceber as estruturas das conversações em torno de duas hashtags (#tamojuntodilma e #calaabocadilma) que surgem durante o primeiro pronunciamento à nação da presidenta Dilma durante os protestos que acontecem no Brasil em junho de 2013. O caso mostrou que enquanto uma das hashtags foi bastante articulada por um grupo, a outra foi mais orgânica e teve a participação de um maior número de pessoas. Embora limitado, o estudo traz uma breve aplicação da ARS apontando alguns indícios a partir dos dados recolhidos do Twitter.

A partir dessas discussões, podemos apontar que as principais contribuições da ARS para o estudo das redes sociais na Internet dão-se, principalmente, a partir de três grandes pontos:

a) Foco empírico - A ARS traz, novamente, os dados empíricos para o centro da pesquisa. Resolvendo parte do problema de trabalhar com muitos dados, a ARS auxilia a mapear e observar as estruturas construídas através das interações de centenas ou milhares de atores, oferecendo ferramentas que auxiliam tanto pequenos casos quanto casos onde há uma grande quantidade de dados. Sistematização de coleta e análise de dados- A ARS oferece mecanismos de sistematização de coleta e análise de dados, proporcionando uma abordagem completa de estudo dos rastros que são construídos pelos atores nas ferramentas de comunicação mediada pelo computador.

b) Abordagem interdisciplinar, permitindo ao pesquisador analisar a estrutura dos grupos sociais a partir de uma pluralidade de pontos de vista. A ARS é uma abordagem de fundo interdisciplinar que serve tanto às ciências sociais e humanas quanto às ciências exatas. Desde que o foco que se objetiva seja na estrutura da rede, há uma pluralidade de focos e objetos possíveis. Além disso, o foco permite o diálogo com várias perspectivas científicas, fundamentando uma pesquisa interdisciplinar real que é tão necessária no estudo das redes sociais online.

c) Foco nos padrões e na estrutura - Um dos grandes aspectos dos dados específicos das redes sociais, principalmente pelo seu aspecto de "rede" é nos padrões de estrutura e nos padrões emergentes que os dados salientam. E é justamente este o foco da ARS que, portanto, auxilia a perceber e estabelecer melhor as interrelações entre os conceitos teóricos trabalhados (tais como capital social, comunidades virtuais e etc.) com os dados empíricos coletados dos públicos em rede.

Essas contribuições, sistematizadas aqui foram as principais que procuramos demonstrar no artigo. Outros estudos poderão explorar com maior profundidade esses elementos propostos, bem como seus efeitos e impactos nas redes sociais na Internet.

Referências:

- AMARAL, A. "Redes sociais de música: Segmentação, Apropriações e Práticas de Consumo". In: *Revista ComCiência*, n. 121, 10/09/2010. Disponível em: <http://www.comciencia.br/comciencia/handler.php?section=8&edicao=59&id=748> Acesso em agosto de 2013.
- BENEVENUTO, F. "Redes Sociais Online: Técnicas de Coleta, Abordagens de Medição e Desafios Futuros." Cap 2. In: *Tópicos em Sistemas Colaborativos, Interativos, Multimídia, Web e Banco de Dados*, pp. 41–70. Sociedade Brasileira de Computação, Belo Horizonte, Brasil. Disponível em: <http://homepages.dcc.ufmg.br/~fabricio/download/mini-curso-swib10.pdf> Acesso em agosto de 2013.
- BOYD, d. "Social Network Sites as Networked Publics: Affordances, Dynamics, and Implications." In *Networked Self: Identity, Community, and Culture on Social Network Sites* (ed. Zizi Papacharissi), 2010, pp. 39-58.
- BOYD, d., GOLDBERGER, S., LOTAN, G. "Tweet, Tweet, Retweet: Conversational Aspects of Retweeting on Twitter." *Proceedings of HICSS-43*. IEEE. January 5-8, 2010.
- BOYD, d & ELLISON, N. "Social Network Sites: Definition, history and Scholarship." *Journal of Computer-Mediated Communication*, Volume 13, Issue 1, pages 210–230, October 2007
- DEGENNE, A. & FORSÉ, M. *Introducing Social Networks*. London: Sage, 1999.
- ELLISON, N., STEINFELD, & LAMPE, C. The Benefits of Facebook "Friends:" Social Capital and College Students' Use of Online Social Network Sites. *Journal of Computer Mediated Communication*, Volume 12, Issue 4, pages 1143–1168, July 2007.
- FREEMAN, L. *The Development of Social Network Analysis. A Study in the Sociology of Science*. Vancouver: Empirical Press, 2004.
- GRANOVETTER, M. *The Strength of Weak Ties*. In: *American Journal of Sociology*, Vol 78, n 6, Maio de 1973.
- HAMPTON, K., & WELLMAN, B. Neighboring in Netville: How the Internet supports community and social capital in a wired suburb. *City & Community*, 2(4), 2003, 277–311.
- HOGAN, B., CARRASCO, A. & WELLMAN, B. "Visualizing Personal Networks: Working with Participant-Aided Sociograms." in: *Field Methods* 19 (2), May 2007: 116-144. Disponível em <http://homes.chass.utoronto.ca/~wellman/cgi-bin/counter.php?url=http://chass.utoronto.ca/~wellman/publications/visualizing_personal_networks/visualizing_personal_networks.html&f=visualizing_personal_networks&mode=1> Acesso em agosto de 2013.

HUBERMAN, B.; ROMERO, D. e WU, F. "Social Networks that Matter: Twitter under the Microscope." *First Monday*, Volume 14, Number 1 - 5 January 2009. Disponível em: <http://firstmonday.org/ojs/index.php/fm/article/view/2317/2063> Acesso em agosto de 2013.

KADUSHIN, C. "Who benefits from network analysis: ethics of social network research." In: *Social Networks* Volume 27, Issue 2, May 2005, Pages 139–153. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S037887330500016X> Acesso em agosto de 2013.

KLEINBERG, J. "Challenges in mining social network data: processes, privacy, and paradoxes." *KDD '07 Proceedings of the 13th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, New York, 2007.

LEMIEUX, V. & OUMET M. *Análise Estrutural das Redes Sociais*. Lisboa: Instituto Piaget, 2004.

MALINI, F. & ANTOUN, H. *@Internet e #Rua. Ciberativismo e Mobilização nas Redes Sociais*. Porto Alegre: Sulina, 2013.

MIZRUCHI, M. S. "Análise de redes sociais: avanços recentes e controvérsias atuais." In: *Rev. adm. empres* 2006, vol.46, n.3, pp. 72-86. Disponível em: <http://www.scielo.br/pdf/rae/v46n3/v46n3a13.pdf> Acesso em agosto de 2013.

PASSERINO, L., MONTARDO, S. & BENKENSTEIN, A. "Análise de Redes Sociais em Blogs de Pessoas com Necessidades Especiais (PNE)." In: *Novas tecnologias na educação* V. 5 Nº 2, Dezembro, 2007.

PEREIRA, B. C e ARAÚJO, R. F. "Diálogo entre Candidatos e Eleitores em Campanhas Online: interatividade e conversação nas eleições municipais à prefeitura de Maceió no Twitter." *Revista Anagrama*, vol. 7, No 1 (2013). Disponível em: <http://www.revistas.univerciencia.org/index.php/anagrama/article/view/8622/7918> Acesso em agosto de 2013.

RECUERO, R. *Redes Sociais na Internet*. Porto Alegre: Sulina, 2009.

RECUERO, R. *A Conversação em Rede*. Porto Alegre: Sulina, 2012.

SCOTT, J. *Social Network Analysis. A handbook*. 2nd edition. London: Sage, 2004.

STEINFELD, C., ELLISON, N. & LAMPE, C. Social capital, self-esteem, and use of online social network sites: A longitudinal analysis. *Journal of Applied Developmental Psychology*, 29 (6), 2008, 434-445. Disponível em: [https://www.msu.edu/~steinfie/Steinfeld_Ellison_Lampe\(2008\).pdf](https://www.msu.edu/~steinfie/Steinfeld_Ellison_Lampe(2008).pdf) Acesso em agosto de 2013.

WASSERMAN, S. & FAUST, K. *Social Network Analysis. Methods and Applications*. Cambridge, Cambridge University Press: 1994.

WELLMAN, B. Computer Networks As Social Networks (2001) *Science* 14 September 2001: Vol. 293 no. 5537 pp. 2031-2034 DOI: 10.1126/science.1065547

WELLMAN, B. & GULIA, M. "Net Surfers Don't Ride Alone: Virtual Community as Community" Pp. 331-67 In: *Networks in the Global Village*, edited by Barry Wellman. Boulder, CO: Westview Press, 1999.

WELLMAN, B. Structural Analysis: from method and metaphor to theory and substance. In: Wellman, B. & Berkowitz, S. D. In: *Social Structures: A Network Approach*. Contemporary Studies in Sociology. London: Emerald, 2007.

WELLMAN, B., HAASE, A. Q., WITTE, J., & HAMPTON, K. "Does the Internet increase, decrease, or supplement social capital? Social networks, participation, and community commitment." In: *American Behavioral Scientist*, 45(3), 436, 2001.

WEST, A., LEWIS, J. & CURRIE, P. "Students' Facebook 'friends': public and private spheres." In: *Journal of Youth Studies*, Volume 12, Issue 6, 2009. Disponível em < <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/13676260902960752#.UiXz4mQqfpw> > Acesso em Agosto de 2013.

ZAGO, G. "Do Boato à Notícia: Considerações sobre a Circulação de Informações entre Twitter e Mídia Online de Referência". In: Amaral, A., Aquino, M.C. e Montardo, S. *INTERCOM SUL 2010: Perspectivas da Pesquisa em Comunicação Digital*. São Paulo: Intercom, 2010. Disponível em: <http://galaxy.intercom.org.br/ebooks/arquivos/ad5879b9c4f8d22f17340e630f1bed60.pdf#page=174> Acesso em agosto de 2013.

ZAGO, G. & REBS, R. "Usos e Apropriações do Foursquare no Brasil: Apontamentos para Discussão." In: *Revista Nexi*, número 1, 2011. Disponível em: <http://revistas.pucsp.br/index.php/nexi/article/view/3312> Acesso em agosto de 2013.