

# Polarização em mídias sociais: medindo segregação de comunidades políticas

## *Polarization in social media: measuring segregation of political communities*

MÁRCIO MORETTO RIBEIRO<sup>a</sup>

Universidade de São Paulo. São Paulo — SP, Brasil

PABLO ORTELLADO<sup>b</sup>

Universidade de São Paulo. São Paulo — SP, Brasil

### RESUMO

Nos estudos de mídias sociais, a polarização tem sido entendida como a segregação do público em dois circuitos informacionais homogêneos. Há pouco debate sobre como medir essa separação de modo a analisar a sua evolução no tempo. Neste trabalho, revisamos as duas propostas mais influentes na literatura e explicamos por que uma delas é a mais adequada. Mostramos, com dados do Facebook, como a polarização brasileira se formou em 2014 num processo que é, ao mesmo tempo, de separação e de fusão de comunidades políticas. Depois, com dados do Twitter, mostramos como a segregação da esfera pública digital já estava consolidada em 2018 e se manteve no tempo, com pequenas variações estatísticas.

**Palavras-chave:** Polarização, segregação de público, mídias sociais.

### ABSTRACT

In social media studies, polarization has been generally understood as the segregation of the public into two homogeneous informational circuits. There is little debate, however, about how to measure this segregation in order to analyze its evolution over time. In this work, we review the two most influential measurement proposals in literature and argue why one of them is more appropriate. We show, with Facebook data, how Brazilian polarization was formed in 2014 in a process that is, simultaneously, of seclusion and fusion of political communities. Then, with data from Twitter, we show how the segregation of the digital public sphere was consolidated in 2018 and has remained polarized over time, with small statistical fluctuations.

**Keywords:** Polarization, public segregation, social media.

<sup>a</sup> Professor Doutor (Escola de Artes, Ciências e Humanidades, ECA-USP). Orcid: <https://orcid.org/0000-0001-5653-3373>. E-mail: [marciomr@usp.br](mailto:marciomr@usp.br).

<sup>b</sup> Professor do curso de Gestão de Políticas Públicas (Escola de Artes, Ciências e Humanidades, EACH-USP). Orcid: <https://orcid.org/0000-0003-0054-2144>. E-mail: [paort@usp.br](mailto:paort@usp.br).

## INTRODUÇÃO

A POLARIZAÇÃO POLÍTICA É um conceito polissêmico que pode se referir a uma série de fenômenos bastante distintos que podem ou não estar interligados. Isso pode incluir, por exemplo, a tendência de as opiniões políticas, numa escala, se concentrarem nos extremos, formando distribuições bimodais ao longo do tempo (DiMaggio et al., 1996). A literatura tem debatido exaustivamente se essa polarização de opiniões é predominantemente um fenômeno de massas ou se estaria restrita às elites políticas, como no conhecido debate entre Fiorina et al. (2004) e Abramowitz e Saunders (2008) no contexto dos Estados Unidos dos anos 2000. Mais recentemente, a literatura passou a diferenciar a polarização ideológica, caracterizada por diferenças de opinião, da polarização afetiva, que se relaciona com a animosidade entre indivíduos que se identificam com identidades sociais políticas adversárias (Iyengar et al., 2012, Mason, 2018).

No campo dos estudos de comunicação, a hipótese prevalente sobre a polarização política postula que a proliferação de plataformas de mídias sociais levou à formação de bolhas ou câmaras de eco, nas quais usuários estariam encerrados em circuitos de informação que reforçariam disposições preexistentes (Pariser, 2011, Sunstein, 2017). Esse processo de segregação, que divide o universo de usuários em duas comunidades políticas homogêneas distintas, pode ser considerado ele próprio uma forma de polarização política. No entanto, a literatura é inconclusiva sobre se esse fenômeno de segregação do público está correlacionado ou não com os tipos de polarização — ideológica e afetiva — analisados nos estudos de opinião política e identidade social (Boxel et al., 2017; Cho et al., 2020; Johnson et al., 2017; Lelkes et al., 2017).

Existem agora evidências convincentes que demonstram que os usuários de mídias sociais estão consistentemente expostos a conteúdos que se alinham com as suas preferências ideológicas, resultantes de dois fatores complementares: a influência dos algoritmos das mídias sociais — o que é conhecido como *exposição pré-seletiva* — e a homofilia dentro de suas redes sociais — geralmente chamada de *exposição seletiva*. Estudos sobre o Twitter, como o realizado por Conover et al. (2011), mostraram um elevado grau de segregação nas redes de retuites de acordo com as filiações partidárias. Da mesma forma, Bakshy et al. (2015), examinando dados internos do Facebook, descobriram que os usuários são mais propensos a encontrar conteúdo que se alinhe com as suas ideologias políticas, o que se deve principalmente à homofilia política nas suas redes de relações sociais e, apenas secundariamente, à ação dos algoritmos.

É importante notar que a segregação nas interações online não é necessariamente maior do que a segregação social presente na vida “offline”. A literatura

a respeito disso é ainda menos conclusiva. Gentzkow e Shapiro (2011), por exemplo, conduziram uma análise comparativa a partir de várias medidas de segregação social *offline*, tais como interações sociais com amigos, colegas e vizinhos e o consumo tradicional de notícias (fora da internet). Essas medidas foram justapostas aos dados da segregação online obtidos a partir das plataformas de mídias sociais. O resultado misto sugere que a internet não parece estar ampliando a segregação. Esse estudo enfrentou desafios metodológicos significativos para padronizar medidas de segregação online e offline, mas teve o mérito de chamar a atenção para o fato, às vezes negligenciado, de que a homofilia nas relações sociais “*offline*” precede o advento das mídias sociais (como bem mostra o balanço cuidadoso de McPherson et al., 2001).

Embora a análise da segregação de públicos continue a ser fundamental no domínio dos estudos sobre a polarização política nas mídias sociais, ainda não foi estabelecida uma abordagem padronizada para a sua mensuração. Estudos como os conduzidos por Conover et al. (2011), Guerra et al. (2013), Barbera et al. (2015) e Benkler et al. (2018) trazem diferentes contribuições sobre como medir a polarização nos grafos das redes de mídia social. As disparidades metodológicas nesses estudos giram em torno de três aspectos principais: o delineamento do universo de contas que funcionam como nós nos grafos, a metodologia empregada para atribuir peso às arestas de ligação e o cálculo para mensurar a separação dos *clusters*. Trataremos dos dois primeiros pontos quando apresentarmos nossos dois estudos. No que diz respeito à mensuração da separação dos *clusters*, há, na literatura, basicamente duas posições.

Conover et al. (2011) conduziram um estudo seminal sobre a quantificação da polarização (segregação) nas redes sociais, com foco na medição da polarização nas redes do Twitter. A metodologia empregada em suas pesquisas pode ser descrita da seguinte forma. Primeiramente, os autores identificaram *hashtags* políticas e as tomaram como universo de análise. Em seguida, selecionaram perfis que utilizavam essas *hashtags* e construíram uma rede de retuítes, traçando as conexões entre esses perfis, estabelecendo-se uma conexão caso o primeiro retuitasse o segundo. Finalmente, um índice de polarização foi calculado com base na rede construída. A medida de polarização baseou-se no conceito de *modularidade* da rede, proposto por Newman e Girvan (2004). Para resolver a potencial discrepância nos tamanhos das redes, foi empregada uma técnica para mitigar esse efeito.

Assumindo um grafo polarizado com duas comunidades principais, a medida de modularidade ( $M$ ) quantifica a disparidade entre o número de arestas dentro dos grupos e o número esperado de arestas em uma rede aleatória equivalente. Assim, podemos calcular a modularidade da partição de um grafo em dois

polos da seguinte forma. Seja  $M$  o número total de arestas do grafo,  $d_k$  o grau do nó  $k$  (o número de arestas que incidem em  $k$ ),  $W_{jk}$  o peso da aresta entre os nós  $j$  e  $k$  e  $c_k$  o índice da partição de  $k$  ( $-1$  se está em um dos pólos e  $1$  se está no outro), temos que a medida de modularidade da partição é calculada como:

$$M = \frac{1}{4m} \sum_{jk} \left( W_{jk} - \frac{d_j d_k}{2m} \right) c_j c_k$$

Guerra et al. (2013) apresentaram uma alternativa à abordagem de Conover et al. para calcular a polarização em um grafo com dois *clusters*, que tem como foco a fronteira entre as duas comunidades. Seguindo a suposição de que o grafo pode ser particionado em duas comunidades distintas, denominadas  $C_1$  e  $C_2$ , a fronteira é determinada pelos nós que conectam essas duas comunidades. Assim, os nós podem ser categorizados em quatro grupos distintos: nós internos à comunidade  $C_1$ , nós internos à comunidade  $C_2$ , nós localizados na fronteira da comunidade  $C_1$  e nós localizados na fronteira da comunidade  $C_2$ . Os autores argumentam que, em uma situação polarizada, os nós na fronteira têm maior probabilidade de ter arestas conectando-os aos nós de dentro de sua respectiva comunidade do que com os nós de fronteira da outra comunidade.

Seja  $F$  o conjunto das arestas na fronteira entre os *clusters* de uma partição,  $i_k$  a quantidade de arestas conectando o nó  $k$  a um nó interno ao *cluster* de  $k$  e  $f_k$  a quantidade de arestas ligando o nó  $k$  a algum nó da fronteira, temos que o índice de polarização  $P$  é calculado como:

$$P = \frac{1}{|F|} \sum_{k \in B} \left( \frac{i_k}{f_k - i_k} - 0,5 \right)$$

Assim, os estudos que tentam medir a segregação das comunidades podem enfatizar duas coisas: apenas a separação dos *clusters* ou tanto a separação como a coesão interna dos *clusters*. Segundo Guerra et al. (2013), o que determina a polarização dos *clusters* é o enfraquecimento das conexões entre os nós de fronteira e o fortalecimento destes nós de fronteira com os nós no coração da comunidade. Assim, qualquer fortalecimento apenas dos nós internos à comunidade não afeta o índice de polarização. Por outro lado, quando a polarização é avaliada com a medida de modularidade utilizada por Conover et al. (2011), o índice aumenta em dois cenários: quando as conexões entre as duas comunidades polarizadas enfraquecem e quando as conexões internas de cada

comunidade se fortalecem. Na nossa opinião, essa abordagem alinha-se mais estreitamente com a literatura existente sobre polarização ideológica e afetiva, que define a polarização como um aumento simultâneo do antagonismo entre grupos e da coesão dentro dos grupos.

Nos estudos de polarização a partir de pesquisas de opinião, uma das formas de polarização é o alinhamento — seja entre as opiniões e as identidades (por exemplo, quando quem defende a legalização do aborto também se considera de esquerda), seja entre diferentes identidades (quando quem se diz feminista também se diz de esquerda). Esses alinhamentos indicariam coerência ideológica, mas também uma coesão intragrupo que seria acompanhada da exacerbação do antagonismo com o exogrupo.

No estudo de Mason (2018), por exemplo, é o alinhamento de identidades que promove a hostilidade entre os polos adversários: à medida que as pessoas de esquerda se veem simultaneamente como liberais (no sentido americano) e como democratas, a hostilidade com relação aos republicanos/conservadores/de direita aumenta. Como veremos no caso do Facebook brasileiro, há, no processo de polarização, a fusão do público de movimentos sociais, com o de ONGs e com o de partidos de esquerda, na mesma medida em que se estabelece uma separação intensa do outro *cluster* formado a partir da fusão entre o público do movimento anticorrupção, do punitivismo penal e dos políticos de direita. Existiu, assim, um movimento de fusão e separação de *clusters* que nos parece análogo ao processo descrito na literatura sobre polarização afetiva: de um lado, o alinhamento de identidades e, de outro, a ampliação da hostilidade direcionada a identidades adversárias.

## NOSSO ESTUDO

Até recentemente, a literatura sobre polarização política no Brasil concentrava-se principalmente na polarização eleitoral, com atenção limitada aos fenômenos de polarização ideológica e afetiva (algumas exceções são Mignozzetti & Spektor, 2019; Fuks & Marques, 2022). No âmbito dos estudos de comunicação, alguns artigos examinaram o papel da segregação em circuitos politicamente homogêneos de consumo de notícias no Facebook (Santos Jr., 2023) ou de informações relativas à pandemia no Twitter (Recuero et al., 2020). No entanto, continua a existir uma escassez de literatura que explore a evolução da segregação dentro das comunidades políticas nos grafos de redes sociais. Este estudo visa preencher essa lacuna.

Se considerarmos que um dos sentidos da polarização política é a crescente separação dos usuários das redes sociais em comunidades politicamente

homogêneas, torna-se imperativo desenvolver uma metodologia para quantificar a extensão dessa divisão e a sua progressão temporal. Ao fazê-lo, poderemos avaliar se essa polarização está se tornando mais enraizada e generalizada ou regredindo. Além disso, no futuro, isso permitiria explorar potenciais correlações entre a sua evolução e indicadores de outros tipos de polarização política.

### **POLARIZAÇÃO POLÍTICA NO FACEBOOK, 2013-2016**

Em nosso primeiro estudo, analisamos a evolução do padrão de interação de usuários com páginas políticas do Facebook no período que vai de 2013 a 2016. Para criar um universo de análise homogêneo, primeiro realizamos em 2016 uma varredura de páginas no Facebook. Em seguida, selecionamos manualmente, nesse grupo mais amplo, as páginas políticas mais relevantes. Tomando essa seleção como universo de análise, investigamos os padrões de interação dos usuários com postagens das páginas em diferentes momentos entre 2013 e 2016.

A construção do nosso universo de análise começa por uma varredura das páginas do Facebook que estavam ativas em 2016. Tomamos uma página política arbitrária como ponto de partida e coletamos, num banco de dados, todas as páginas que ela havia *curtido*. De cada uma dessas páginas curtidas, coletamos as páginas que elas, por sua vez, curtiram e repetimos o processo em ordem de tamanho — número de seguidores —, sucessivamente, até processar páginas pequenas, com 8 mil curtidas, reunindo um total de 66 mil páginas.

Em seguida, criamos um grafo no qual os nós representam essas páginas, e as arestas indicam as conexões resultantes das curtidas entre as páginas. Ao realizar uma análise de redes, identificamos claramente um agrupamento (*cluster*) que abarcava as páginas relacionadas à política. Esse *cluster* consistia em 14,7 mil páginas, que eram aproximadamente 22% do total. Para refinar nossa seleção, ordenamos as páginas dentro desse *cluster* por tamanho e, em seguida, conduzimos uma seleção manual dessas páginas para garantir que atendessem aos critérios de inclusão no estudo, ou seja, que estivessem relacionadas à política em âmbito nacional. Chegamos, assim, à definição do nosso universo de estudo, que consiste em 398 páginas políticas relevantes em 2016.

Em seguida, procedemos à coleta de curtidas em postagens dessas páginas durante seis períodos distintos no intervalo entre junho de 2013 e março de 2016. Nossa opção por coletar as curtidas em postagens (e não as curtidas na página) enfatizou os usuários efetivamente ativos. Os grafos reúnem informações de 12 milhões de usuários ativos que interagiram, nos períodos investigados, com pelo menos duas das páginas do nosso universo. Com base nesses dados de curtidas

em postagens, elaboramos seis grafos nos quais os nós representam as páginas do nosso universo e as arestas representam os usuários em comum que curtiram postagens. As arestas foram calculadas com base no índice de Jaccard, ou seja, o peso da aresta foi calculado como a proporção da interseção dos usuários que curtiram postagens de ambas as páginas em relação à união dos usuários que curtiram postagens em qualquer das duas páginas. Este método se assemelha àquele utilizado por Benkler et al. (2018).

Na Figura 1, podemos ver a formação e a consolidação da polarização política no Facebook, com a fusão gradativa dos seis *clusters* de 2013 em apenas dois grandes *clusters*, um de esquerda e outro de direita. Na Figura 1, com dados de junho de 2013 (o mês das grandes manifestações de rua conhecidas como “jornadas de junho”), vemos claramente seis *clusters* interligados em formato de ferradura. Na ponta esquerda da ferradura, um *cluster* em vermelho com as páginas de partidos e políticos de esquerda (Lula, PT, PCdoB etc.). Logo abaixo, interligado com ele, em verde, aparece um *cluster* com páginas de ONGs ecologistas e de direitos humanos (Greenpeace, IDEC, Anistia etc.). Ainda mais abaixo, interligado com o *cluster* verde e, em menor medida, com o *cluster* vermelho, temos, em roxo, as páginas de movimentos sociais, feministas, negros e LGBTQIA+ (Movimento Passe Livre, MTST, Geledés etc.). Surpreendentemente, ao lado e interligado com este *cluster*, em amarelo, temos as páginas do movimento anticorrupção (Movimento Contra Corrupção, Anonymous Brasil etc.). Entrelaçado com ele, em preto, vê-se um agrupamento de páginas conservadoras e punitivistas penais, promovendo o endurecimento do combate ao crime e celebrando a brutalidade policial (Direita Conservadora, Eu Nasci pra ser Polícia etc.). Em azul, entrelaçado com os *clusters* preto e amarelo, vemos um aglomerado de páginas de políticos e partidos de direita — ou do que então se considerava direita em 2016 (PSDB, Aécio Neves etc.).

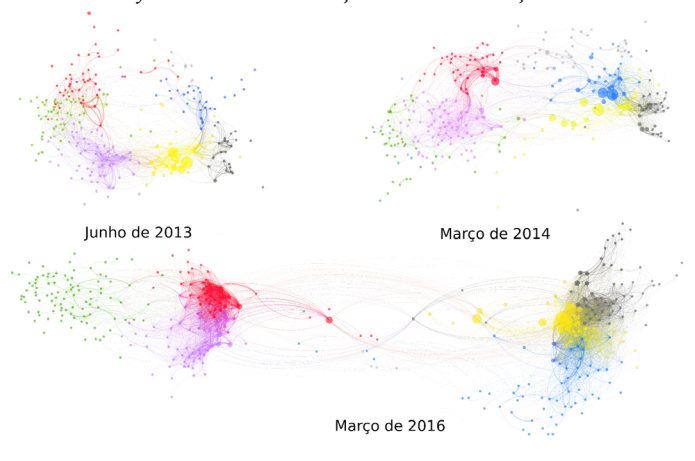
Em 2013, vemos claramente seis *clusters*, o que indica que cada um dos seis temas descritos acima organizava uma comunidade de usuários mais ou menos separada, com algumas intersecções. O posicionamento dos *clusters* no grafo é o que indica essas intersecções. Isso quer dizer, por exemplo, que havia uma comunidade bem organizada e distinta de usuários que interagiu com páginas de movimentos sociais, mas que uma parte dela, ao mesmo tempo, interagiu com páginas do movimento anticorrupção. É nessa intersecção, inclusive, que vemos o nível de atividade mais alto em junho de 2013. A partir de 2014, essa intersecção, outrora relevante, desfaz-se completamente, repartindo os seis *clusters* em dois conjuntos de três, no primeiro semestre de 2014. A partir do segundo semestre de 2014, os três *clusters* de cada lado se fundem, formando apenas dois grandes *clusters*, um de esquerda e outro de direita. Isso significa, por



exemplo, que, a partir do segundo semestre de 2014, a comunidade de usuários que interagia com páginas de movimentos feministas também interagia com páginas de partidos de esquerda. De 2015 em diante, formam praticamente uma comunidade só, sobreposta e entrelaçada. As duas comunidades haviam se fundido. O mesmo aconteceu com a comunidade que interagia com as páginas do movimento anticorrupção e com as páginas dos partidos de direita. Em 2015, também haviam se fundido.

## Figura 1

*Grafos sociais representando as interações dos usuários com as páginas políticas brasileiras do Facebook em junho de 2013, março de 2014 e março de 2016*



O processo de formação da polarização do Facebook político no Brasil mostra a importância de uma medida de polarização como a de Conover et al. (2011), que incorpora tanto a separação dos *clusters* como o aumento das conexões internas à comunidade. Observando o caso brasileiro, vemos com clareza que as duas coisas acontecem ao mesmo tempo. Comunidades temáticas antes razoavelmente distintas se fundem ao ponto da indistinção, mas também se separam, reduzindo as conexões com as páginas do campo adversário agora constituído.

Podemos hipotetizar que, quando as comunidades em torno das páginas do feminismo, do movimento negro e dos partidos de esquerda (e, em menor medida, das ONGs) formam um só circuito informacional, provavelmente também as identidades dos seus usuários vão se misturando, formando um só público simultaneamente feminista, anti-homofóbico, antirracista e de esquerda. Assim, essa fusão de comunidades que vemos nos grafos de mídias sociais seria a expressão comunicacional do alinhamento de identidades descrito em estudos



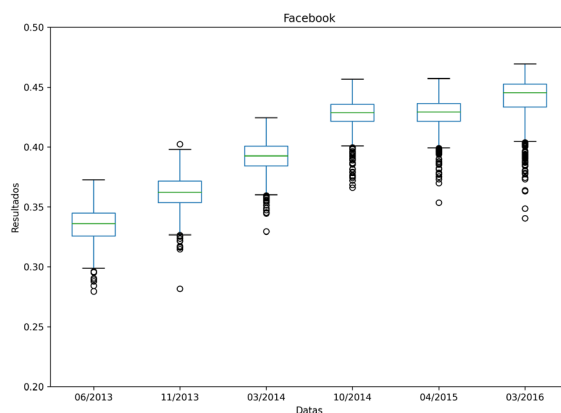
como os de Liliana Mason (2018) nos Estados Unidos. Complementarmente, a enorme separação dos circuitos de esquerda e direita seria, nesta mesma linha de hipótese, a expressão do antagonismo capturado pelos estudos de polarização afetiva. A grande separação das comunidades, que é gerada pelo desinteresse em interagir com o campo político adversário, poderia ser a expressão comunicacional da ojeriza e da hostilidade da polarização afetiva.

Para calcular o índice de polarização, replicamos a metodologia descrita em Conover et al. (2011), com adaptações para acomodar grafos ponderados. Particionamos o grafo de forma a otimizar a modularidade utilizando o algoritmo de Louvain, que considera os pesos das arestas, e eliminamos comunidades com menos de 5 nós. Em seguida, agrupamos as comunidades em dois grupos, novamente maximizando o valor da modularidade. Repetimos o processo 100 vezes para garantir robustez. Tomamos, então, a partição de consenso entre as computadas. Dada a variação potencial nos tamanhos dos grafos em diferentes períodos, calculamos o índice de polarização em uma amostra aleatória de 1.000 subconjuntos com o mesmo tamanho, 200 nós do grafo. Calculamos a modularidade da partição de consenso em cada um desses subgrafos, usando novamente o algoritmo de Louvain. O índice de polarização adotado é a média desses valores.

A Figura 2 apresenta o *boxplot* das modularidades calculadas para cada um dos grafos. O resultado mostra um processo crescente de polarização que vai de junho de 2013 até o primeiro semestre de 2014, com uma consolidação do segundo semestre de 2014 em diante até nosso último ponto em março de 2016.

**Figura 2**

*Índice de polarização dos grafos de páginas políticas do Facebook no Brasil, 2013-2016*



**POLARIZAÇÃO POLÍTICA NO TWITTER, 2018-2022**

Uma limitação intrínseca ao método de seleção do nosso universo de análise no primeiro estudo é que o conjunto de páginas consideradas relevantes foi definido em 2016 e, subseqüentemente, essas mesmas páginas foram retroativamente utilizadas para construir os grafos dos anos anteriores. Não podemos, porém, assegurar que as páginas selecionadas em 2016 sejam as mais relevantes para o debate ocorrido três anos antes. Assim, em nosso segundo estudo, conduzido no início de 2023, adaptamos o método para garantir que as contas do universo de análise sejam relevantes em toda a extensão do período analisado.

Utilizamos o banco de dados de *hashtags* políticas do Twitter-Trending Archive, que captura *hashtags* populares a partir de 26 de novembro de 2018, tornando-o o arquivo público mais antigo de “*trending topics*” no Twitter. Como diferentes *hashtags* políticas atraem conjuntos distintos de contas (por exemplo, *hashtags* feministas mobilizam contas diferentes das *hashtags* ambientais), coletamos *hashtags* populares no Brasil em 100 dias por ano, de 2019 a 2022, juntamente com 10 dias em novembro e dezembro de 2018. Essa abordagem garantiu a inclusão de uma gama diversificada de temas de *hashtags* políticas, dispersas ao longo do tempo. A partir desse banco de dados de *hashtags*, selecionamos manualmente *hashtags* políticas com base em uma definição de política previamente estabelecida. De cada *hashtag* selecionada, extraímos as 500 contas com os tweets mais retuitados, criando um banco de dados abrangente de contas politicamente influentes. Deste conjunto, extraímos 2.580 contas que se envolveram em diversas discussões políticas e permaneceram relevantes em diferentes momentos entre 26 de novembro de 2018 e 31 de dezembro de 2022. Refinamos ainda mais a seleção, escolhendo as 520 contas que apareceram com maior frequência durante todo o período do estudo. Selecionamos, assim, um subconjunto de contas influentes que tweetam ativamente sobre diversos tópicos políticos e demonstraram consistentemente relevância em diferentes períodos de tempo.

Após estabelecer nosso universo de contas, procedemos à coleta de todos os tweets dessas contas, juntamente com os identificadores das contas que os retweetaram, ao longo de 10 dias sorteados por semestre entre 2018 e 2022. Escolhemos estrategicamente esse intervalo temporal, que nos permitiria analisar a progressão da polarização entre os grupos políticos de esquerda e direita, começando um pouco antes da campanha eleitoral presidencial brasileira de 2018 — que resultou na vitória de Jair Bolsonaro — e estendendo-se até pouco depois da campanha presidencial de 2022, vencida por Luiz Inácio Lula da Silva. Embora os estudos quantitativos que analisam o impacto da eleição de Bolsonaro na polarização política no Brasil permaneçam limitados, a literatura qualitativa

mostra como Bolsonaro polarizou o discurso público ao politizar as respostas à pandemia de covid-19 e ao envolver-se nas guerras culturais (Nobre, 2020; Rocha et al., 2021; Cesarino, 2022). Assim, tínhamos uma expectativa — que não foi confirmada — de que a polarização no período tivesse crescido.

No nosso estudo, cada nó do grafo representa uma conta individual, selecionada de acordo com os critérios descritos acima. Para estabelecer conexões entre nós, adotamos novamente uma metodologia semelhante à utilizada por Benkler et al. (2018). Calculamos o peso de uma aresta conectando duas contas com base no número de usuários que retweetaram conteúdo de ambas as contas (a interseção) dividido pelo número de usuários que compartilharam pelo menos uma das contas (a união). Ou seja, o peso de uma aresta entre dois nós é determinado usando o índice Jaccard aplicado ao conjunto de usuários que retweetaram de cada nó respectivo dentro de um período específico de tempo. A margem ponderada garante que a influência e a atividade de retuíte de contas altamente influentes não afetem desproporcionalmente a estrutura geral da rede. O peso reflete com precisão o grau de proximidade entre os públicos das contas. Para calcular o grau de polarização, seguimos exatamente o mesmo método do primeiro estudo.

Estruturas polarizadas consistentes foram observadas em todos os nossos grafos e, para fins de ilustração, apresentaremos um único caso, uma vez que os demais são muito parecidos. O grafo selecionado (Figura 3) representa o primeiro semestre de 2018 e serve como exemplo do padrão geral. O índice de polarização deste grafo é 0,45. O grafo exibe duas comunidades de usuários claramente distinguíveis, com usuários de esquerda representados em vermelho e usuários de direita representados em azul. Esta separação distinta enfatiza a presença de polarização dentro da rede.

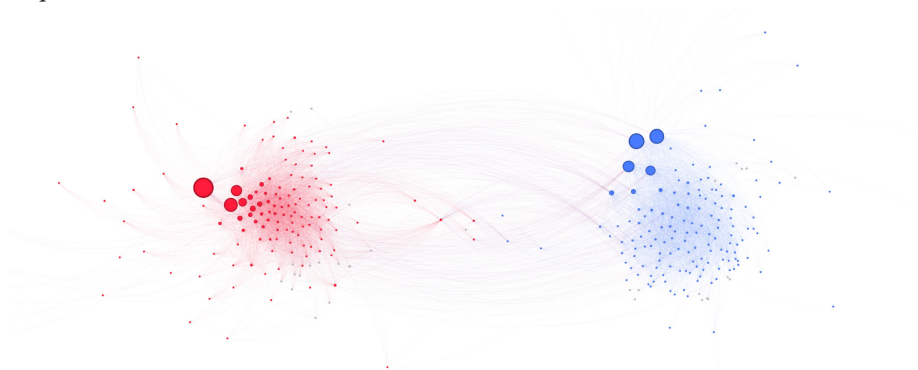
Assim como no primeiro estudo, no segundo estudo também calculamos, para cada grafo, o índice de polarização baseado na metodologia de Conover et al. (2011), com as adaptações necessárias para acomodar grafos ponderados. A Figura 4 mostra a progressão temporal do índice de polarização no Twitter, revelando uma pequena variação dos valores ao longo do tempo, sempre em um patamar elevado.

O índice medido ficou oscilando em torno de 0,45, do primeiro semestre de 2018 até o segundo semestre de 2021. A partir do primeiro semestre de 2021, o índice começou a declinar um pouco, chegando a 0,40 no segundo semestre de 2022. Ao contrário da nossa expectativa, os primeiros anos do governo Bolsonaro não levaram a um aumento da polarização no Twitter, mas a uma espécie de consolidação da polarização que já existia no ano de 2018 e

que permaneceu neste nível elevado, com pequenas oscilações (bem próximo ao índice que medimos no Facebook em 2016).

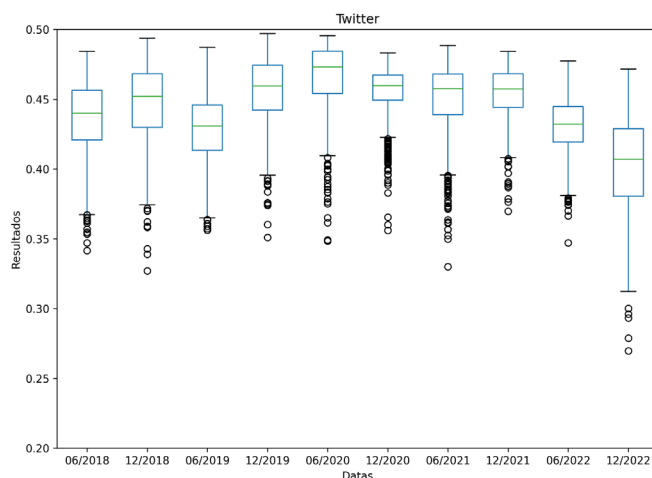
**Figura 3**

*Grafo social representando retuítes de usuários de contas políticas do Twitter do Brasil no primeiro semestre de 2018*



**Figura 4**

*Evolução do índice de polarização de contas políticas no Twitter, do primeiro semestre de 2018 ao segundo semestre de 2022*



A queda observada no índice de polarização durante o primeiro e segundo semestres de 2022 apresenta duas explicações possíveis. A variação do primeiro semestre pode ser atribuída a flutuações estocásticas, uma vez que os valores do índice mostraram uma variabilidade considerável de um semestre para outro

(o índice do primeiro semestre de 2022, 0,43, é bem parecido com o de 0,43 do primeiro semestre de 2019, por exemplo). Já o segundo semestre de 2022 parece mostrar um declínio fora da zona de flutuação do índice nos anos anteriores e pode indicar uma queda da polarização no semestre em que ocorreram as eleições presidenciais brasileiras. Esta hipótese está alinhada com os resultados de pesquisas de opinião que indicaram uma diminuição do sentimento negativo em relação ao Partido dos Trabalhadores no segundo semestre de 2022, entre os eleitores que haviam votado em Bolsonaro em 2018. É importante notar, porém, que esse único ponto desviante não permite afirmar que há uma tendência de queda da polarização no Twitter, já que essa redução pode ter sido pontual e compensada por algum tipo de aumento no primeiro semestre de 2023.

## CONCLUSÃO

Neste estudo, fornecemos uma revisão dos métodos de medição da polarização, entendida como o grau de segregação de comunidades em plataformas de mídia social. Partimos dos dois estudos de referência nesta matéria, o de Conover et al. (2011) e o de Guerra et al. (2013). A partir de uma análise da formação da polarização no Facebook político brasileiro entre 2013 e 2016, mostramos que a abordagem de Conover et al. parece ser a mais adequada por medir tanto o declínio das conexões entre os dois *clusters* polarizados, quanto o aumento das conexões internas de cada *cluster*. Em nossos dois estudos, modificamos um pouco a metodologia de Conover et al. para acomodar a ponderação dos grafos, que adotamos de Benkler et al. (2018) e que impede que nós muito grandes distorçam a rede. Além disso, no nosso segundo estudo, olhando para a evolução da polarização do Twitter entre 2018 e 2022, propusemos uma metodologia para padronizar o universo de análise, garantindo que os nós utilizados em uma comparação temporal tenham relevância em todo o período. Nosso objetivo com esses dois estudos é contribuir para estabelecer métodos de mensuração da polarização que permitam avaliar sua evolução no tempo. Além disso, nossa análise da formação da polarização no Facebook permitiu ver como a segregação em duas comunidades politicamente antagônicas é não apenas um processo de separação, mas também de fusão. Muitas consequências podem ser extraídas desta observação e serão objeto de considerações futuras. ■

## REFERÊNCIAS

Abramowitz, A., & Saunders, K. L. (2008). Is polarization a myth? *Journal of Politics*, 70(2), 542–555. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-33307-8>

- Barbera, P., Jost, J. T., Nagler, J., Tucker, J. A., & Bonneau, R. (2015). Tweeting from left to right: Is online political communication more than an echo chamber? *Psychological Science*, 26(10), 1531–1542. <https://doi.org/10.1177/0956797615594620>
- Bakshy, E., Solomon, M., & Adamic, L. A. (2015). Exposure to ideologically diverse news and opinion on Facebook. *Science*, 348, 1130–1132. <https://doi.org/10.1126/science.aaa1160>
- Benkler, Y., Faris, R., & Roberts, H. (2018). *Network propaganda: Manipulation, disinformation, and radicalization in American politics*. Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/oso/9780190923624.001.0001>
- Boxel, L., Gentzkow, M., & Shapiro, J. M. (2017). Greater Internet use is not associated with faster growth in political polarization among US demographic groups. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 114(40), 10.612–10.617. <https://doi.org/10.1073/pnas.1706588114>
- Cesarino, L. (2022). O mundo do avesso: Verdade e política na era digital. Ubu.
- Cho, J., Ahmed, S., Hilbert, M., Liu, B., & Luu, J. (2020). Do search algorithms endanger democracy? An experimental investigation of algorithm effects on political polarization. *Journal of Broadcasting & Electronic Media*, 64(2), 150–172. <https://doi.org/10.1080/08838151.2020.1757365>
- Conover, M., Ratkiewicz, J., Francisco, M., Gonçalves B., Menczer F., & Flammini, A. (2011, July 17–21). *Political polarization on Twitter. Fifth International AAAI Conference on Web and Social Media* [Paper presented], Barcelona, Spain. <https://doi.org/10.1609/icwsm.v5i1.14126>
- Dimaggio, P., Evans, J., & Bryson, B. (1996). Have American social attitudes become more polarized? *American Journal of Sociology*, 102(3), 690–755. <https://www.jstor.org/stable/2782461>
- Fiorina, M. P., Abrams, S. J., & Pope, J. (2004). *Culture war? The myth of a polarized America*. Pearson.
- Fuks, M., & Marques, P. H. (2022). Polarização e contexto: Medindo e explicando a polarização política no Brasil. *Opinião Pública*, 28(3), 560–593. <https://doi.org/10.1590/1807-01912022283560>
- Gentzkow, M., & Shapiro, J. (2011). Ideological segregation online and offline. *Quarterly Journal of Economics*, 126(4), 1799–1839. <https://doi.org/10.1093/qje/qjr044>
- Guerra, P. H., Meira Jr, W., Cardie, C., & Kleinberg, R. (2013). A measure of polarization on social media networks based on community boundaries. *Proceedings of the 7th International Conference on Weblogs and Social Media*, 7, 215–224. <https://doi.org/10.1609/icwsm.v7i1.14421>

- Iyengar, S., Sood, G., & Lelkes, Y. (2012). Affect, not ideology: A social identity perspective on polarization. *Public Opinion Quarterly*, 76(3), 405–431. <https://www.jstor.org/stable/41684577>
- Johnson, T. J., Kaye, B. K., & Lee, A. M. (2017). Blinded by the spite? Path model of political attitudes, selectivity, and social media. *Atlantic Journal of Communication*, 25(3), 181–196. <https://doi.org/10.1080/15456870.2017.1324454>
- Lelkes, Y., Sood, G., & Iyengar, S. (2017). The hostile audience: The effect of access to broadband Internet on partisan affect. *American Journal of Political Science*, 61, 5–20. <https://www.jstor.org/stable/26379489>
- Mason, L. (2018). *Uncivil agreement: How politics became our identity*. University of Chicago Press. <https://doi.org/10.7208/chicago/9780226524689.001.0001>
- McPherson, M., Smith-Lovin, L., & Cook, J. (2001). Birds of a feather: Homophily in social networks. *Annual Review of Sociology*, 27, 415–444. <https://doi.org/10.1146/annurev.soc.27.1.415>
- Mignozzetti, U., & Spektor, M. (2019) Brazil: When political oligarchies limit polarization but fuel populism. In T. Carothers & A. Donohue (Eds.). *Democracies divided: The global challenge of political polarization* (pp. 228–254). Brookings Institution Press.
- Newman, M. E. J., & Girvan, M. (2004). Finding and evaluating community structure in networks. *Physical Review E*, 69, 026113. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.69.026113>
- Nobre, M. (2020) *Ponto final: A guerra de Bolsonaro contra a democracia*. Todavia.
- Pariser, E. (2012). *The filter bubble: How the new personalized web is changing what we read and how we think*. Penguin.
- Recuero, R., Soares, F., & Vinhas, O. (2020). Discursive strategies for disinformation on WhatsApp and Twitter during the 2018 Brazilian presidential election. *First Monday*, 26(1). <https://doi.org/10.5210/fm.v26i1.10551>
- Rocha, C., Solano, E., & Medeiros, J. (2021). *The Bolsonaro paradox: The public sphere and right-wing counterpublicity in contemporary Brazil*. Springer.
- Santos Jr., M. A. (2023). As flutuações de longo prazo da polarização no Brasil – Análise do compartilhamento de informações políticas entre 2011 e 2019. *Dados*, 66(2), e20200076. <https://doi.org/10.1590/dados.2023.66.2.287>
- Sunstein, C. R. (2017). *#republic: Divided democracy in the age of social media*. Princeton University Press.