

Por que utilizar a análise de redes sociais em pesquisas fundamentadas na Teoria das Representações Sociais?¹

Why use Social Network Analysis in research based on Social Representations Theory?

Anderson da Silveira² & Andréia Isabel Giacomozzi³

RESUMO: Este artigo propõe a Análise de Redes Sociais (ARS) como uma abordagem metodológica promissora para pesquisas baseadas na Teoria das Representações Sociais (TRS). Inspirado pelo pluralismo metodológico de Serge Moscovici, reconhece-se a diversidade de estratégias que têm enriquecido os estudos sobre representações sociais ao longo das últimas seis décadas. O texto argumenta que a ARS oferece recursos eficazes para investigar a estrutura e a dinâmica das representações sociais no contexto das redes sociais online e off-line. De caráter metodológico e didático, introduz conceitos da ARS em articulação com a TRS, além de exemplificar uma análise de rede, detalhando as etapas de coleta, tratamento e análise de dados. Apesar de introdutório, o trabalho busca suprir uma lacuna no debate sobre o uso da ARS na TRS, oferecendo uma ferramenta metodológica útil e acessível para pesquisadores da área.

Palavras-chave: Análise Estrutural de Redes; Teoria das Representações Sociais; Representações Sociais; Psicologia Social; Análise de Redes Sociais.

ABSTRACT: This article proposes Social Network Analysis (SNA) as a promising methodological approach for research grounded in Social Representations Theory (SRT). Inspired by Serge Moscovici's methodological pluralism, it acknowledges the diversity of strategies that have enriched studies on social representations over the past six decades. The text argues that SNA offers effective tools for investigating the structure and dynamics of social representations within both online and offline social networks. Methodological and didactic in nature, it introduces key concepts of SNA in articulation with SRT and exemplifies a network analysis by detailing the stages of data collection, processing, and analysis. Although introductory, this work aims to fill a gap in the debate on the use of SNA in SRT, offering a useful and accessible methodological tool for researchers in the field.

¹ Esta pesquisa foi financiada com bolsa de Produtividade em Pesquisa (PQ) da Coordenação Nacional de Pesquisa (CNPq) e com bolsa de doutorado do Programa de Demanda Social (DS).

² Faculdade Municipal de Palhoça (FMP)

³ Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC)

Keywords: Structural Network Analysis; Social Representations Theory; Social Representations; Social Psychology; Social Network Analysis.

Introdução

A Teoria das Representações Sociais (TRS), introduzida por Serge Moscovici (1961), descreve como conhecimentos e crenças são compartilhados coletivamente, construindo significados sociais por meio da comunicação (Moscovici, 1993). Esse processo ocorre por intermédio de duas operações centrais: objetivação, que transforma conceitos abstratos em representações concretas; e ancoragem, que integra essas representações ao universo de valores sociais (Moscovici, 2010). Segundo Marková (2017), as representações sociais (RS) permitem que os indivíduos compreendam fenômenos complexos de forma acessível, conectando o conhecimento científico com o senso comum.

A comunicação desempenha um papel central no desenvolvimento das RS. Rouquette e Boyer (2010) enfatizam que as RS refletem estruturas cognitivas compartilhadas que facilitam a interação social e moldam a percepção dos indivíduos sobre o mundo ao seu redor. As representações sociais são, portanto, formuladas através da comunicação social, sendo criadas e criando a realidade social (Camargo, Scholösser & Giacomozzi, 2018). Para Moscovici (2003), a comunicação possui como papel fundamental transformar as RS através das influências recíprocas entre os sujeitos. Deste modo, compreende-se que a TRS considera o aspecto motivacional da comunicação midiática (Camargo & Bousfield, 2011). Além disso, a interação entre ciência e senso comum, abordada por Moscovici (2010), revela como o conhecimento científico é transformado em linguagem acessível por meio da mídia e das conversas cotidianas.

Criar metodologias específicas para investigar as RS a partir dos processos comunicacionais constitui-se como uma exigência teórica e empírica para capturar a

dinâmica de construção, circulação e transformação desse fenômeno em grupos distintos. As pesquisas em TRS mobilizam um amplo repertório metodológico, articulando tanto abordagens qualitativas, como a observação participante, quanto métodos quantitativos, com delineamentos descritivos, correlacionais e experimentais. Dado que os conteúdos verbais constituem o principal suporte empírico dessas investigações, recorre-se com frequência a técnicas como questionários, entrevistas, análise documental e exame de materiais discursivos diversos. Como destaca Sá (1998), essas estratégias são fundamentais para acessar o fenômeno representacional e submetê-lo a processos de análise e interpretação.

Desde o início da TRS, observa-se o interesse em identificar semelhanças e contrastes nos conteúdos das representações compartilhadas por diferentes grupos. Essa orientação remonta ao estudo princeps de Moscovici (1961), que, ao aplicar questionários em diferentes grupos e examinar veículos da mídia impressa voltados a públicos variados, evidenciou a pluralidade das representações sociais em torno da psicanálise. Ao estabelecer previamente os grupos investigados, Moscovici demonstrou como as RS se organizam segundo seus espaços de compartilhamento, ancoradas em contextos sociais e canais comunicacionais específicos. Nessa mesma direção, Deconchy (1994) evidenciou a força dos mecanismos ideológicos na estruturação das representações, valendo-se de entrevistas e análise textual para explorar as articulações entre ideologia e cognição social. Bonardi et al. (1994), aplicaram análises estatísticas, como análise fatorial, para compreender a interdependência entre RS, demonstrando como essas são organizadas e reproduzidas no discurso social. Esses estudos, ao enfatizarem a influência dos contextos de pertença dos grupos, demonstram a compreensão de que as RS são moldadas por dinâmicas grupais, históricas e discursivas.

Em um levantamento realizado sobre resumos dos trabalhos apresentados em 10 edições das Jornadas Internacionais sobre Representações Sociais (1998-2019), evento realizado de forma itinerante no Brasil, Camargo et al. (2022), observou-se que 26,2% dos resumos apresentados nos eventos eram baseados em pesquisas que utilizavam a entrevista como técnica de coleta de dados. O teste de associação de palavras apareceu em 15,6% dos resumos e o uso de questionários foi observado em 9,7% dos estudos. O uso de mais de uma técnica de coleta de dados foi citado por 19,1% dos estudos. Em relação ao tipo de análise de dados, os autores identificaram que 27,3% não descreviam o tipo realizado. Em 25,8% dos trabalhos, houve o registro do uso da análise de conteúdo, 24,6% uso de análise de conteúdo e análise estatística e em 6% dos trabalhos houve o uso de análise estatística.

Esses dados, observados por Camargo et al. (2022), demonstram que existe, ao longo dos anos, uma tendência do uso de coleta de dados por meio de técnicas de entrevistas e questionários, conjugadas com a análise de conteúdos e análise estatística. E, em muitos casos, análises estatísticas são usadas apenas para a descrição dos resultados. Não há registro, na análise conduzida por Camargo et al. (2022), de trabalhos que tivessem utilizado a análise de redes sociais como técnica de análise de dados. Além disso, observa-se uma lacuna significativa na aplicação de técnicas de coleta e tratamento de dados disponíveis na internet, como o uso web scraping e outros métodos automatizados baseados em programação computacional. Assim, percebe-se que a maior parte da coleta de dados ainda é realizada de forma manual, despendendo um grande tempo na etapa de coleta e tratamento dos dados.

Com o advento das redes sociais, a comunicação passou a ser descentralizada e digitalizada, exigindo novos métodos para a análise das comunicações, como os realizados com base na TRS. Estudos recentes (Giacomozzi et al., 2024; de Rosa et

al.2020; de Rosa et al., 2021, Vitali et al., 2021; Giacomozzi et al., 2023; Bousfield et al., 2025), exploram como representações sociais são formadas e disseminadas em plataformas como Twitter e Facebook, analisando dados textuais e visuais para identificar padrões de ancoragem e objetivação. Essas plataformas oferecem insights sobre dinâmicas de polarização e construção de identidade em contextos políticos e sociais.

A análise textual assistida por computador tem facilitado significativamente a exploração e interpretação de grandes volumes de dados, sendo o uso de softwares como o IRaMuTeQ um exemplo de ferramenta que permite mapear redes de significados e narrativas dominantes em mídias sociais (Giacomozzi et al., 2023). Isso ilustra a necessidade de integrar técnicas de análise digital para compreender as representações sociais em um cenário de comunicação cada vez mais fragmentado. Ratinaud et al. (2019), demonstrou toda a potencialidade do uso de técnicas de Análise de Redes Sociais (ARS) e da Classificação Hierárquica Descendente (CHD), num estudo em que analisou mensagens publicadas na rede social Twitter, no ano de 2017, de candidatos à presidência da França (com uma amostragem que partiu da coleta de 42.251.431 tweets!!!). Este artigo, juntamente com as publicações realizadas por Moliner (2023) e Rizzoli (2024), são em grande medida fontes de inspiração para o presente estudo, por integrarem a ARS aos estudos da TRS. No Brasil, recentemente Bousfield et al. (2025), utilizaram a técnica de análise de redes sociais, para analisar uma rede contendo 506.773 tweets, em um estudo sobre a desumanização e representação social dos povos Yanomamis no Twitter. Tais pesquisas indicam um caminho de crescimento nos estudos envolvendo a integração da TRS e Análise de Redes Sociais (ARS).

Conforme apresentado, tradicionalmente o fenômeno das RS tem sido investigado a partir da análise dos conteúdos verbais de um ou mais grupos classificados a priori pelos pesquisadores, ou cuja atribuição grupal deriva da identificação de semelhanças e

diferenças nos conteúdos compartilhados. Nesse cenário, defendemos que a ARS representa uma alternativa metodológica promissora, pois permite identificar a formação de grupos com base na interação entre os atores que compõem a rede, além de possibilitar o mapeamento dos tipos de conteúdo compartilhados por esses grupos (Ratinaud et al. 2019; Moliner, 2023; Valentina et al., 2024). Essa abordagem permite mapear a estrutura das conversações, identificando atores centrais, atores ponte, subgrupos, oferecendo uma leitura mais dinâmica e distribuída das representações sociais em circulação. A análise de redes sociais, nesse contexto, preenche uma lacuna nos estudos da TRS ao revelar estruturas emergentes das relações sociais e mapear os laços decorrentes de trocas comunicativas, participação em comunidades online e offline, relações de amizade e filiação a grupos (Hansen et al., 2020). Além disso, fornece métricas que qualificam os diferentes tipos de vínculos entre os atores da rede (Lemieux & Ouimet, 2012; Recuero, Bastos & Zago, 2020), contribuindo para uma visualização mais precisa da organização grupal em torno dos conteúdos compartilhados

A partir disso, a ARS soma-se aos métodos já existentes no campo da TRS, para integrar a análise dos conteúdos verbais com a identificação da posição dos atores que produzem tais conteúdos. O estudo de Rizzoli et al. (2024) demonstrou como pode ser realizada a integração da análise de redes com a detecção de tópicos por meio da aplicação da técnica da Classificação Hierárquica Descendente. Como resultado, os autores identificaram que o conteúdo compartilhado entre os usuários do Twitter pode ser um fator determinante para a formação de comunidades. Contudo, alguns usuários desempenham um papel de ligação entre diferentes comunidades, não pelo conteúdo que compartilham, mas pelas interações sociais que mantêm com outros usuários (Rizzoli et al., 2024). Esse achado permite inferir que pessoas podem estar filiadas a um grupo por laços de amizade e não apenas por compartilhar das mesmas opiniões. Percebe-se que

combinação da ARS com outras técnicas de análise textual possibilita compreender como os significados emergem e se transformam nas redes sociais da internet, como apontado por Giacomozzi et al. (2024) em seu estudo sobre hashtags no Twitter.

Apesar da internet ter facilitado e simplificado a coleta de dados de interações sociais, a ARS é um método que remonta o início do século XX, quando Jacob Levi Moreno desenvolveu a sociometria para analisar as relações sociais de pequenos grupos (Scott, 2017). Logo, a aplicação de ARS nos estudos baseados em TRS não se limita apenas aos dados coletados na internet. A título de exemplo, Laroche e Plante (2022) utilizaram entrevistas para mapear uma rede de atores e suas representações sociais sobre riscos ambientais, em uma comunidade localizada no Canadá. No artigo que tem contribuído para a discussão teórico-metodológica sobre o estudo das representações sociais numa perspectiva da análise de redes, Moliner (2023) utilizou como base para suas análises, um teste de evocação livre realizado com 160 professores do ensino primário francês. Esses estudos demonstram que a análise de redes sociais pode ser aplicada em dados coletados das mais variadas formas (questionários, entrevistas, documentos etc.), desde que exista a possibilidade de registrar algum tipo de relação entre dois ou mais atores, em um dado contexto de interação social.

Diante das considerações expostas, entendemos que a integração da ARS como mais um recurso metodológico a ser utilizado nos estudos da TRS, apresenta um caminho frutífero para o aprofundamento da compreensão das dinâmicas de produção e circulação das representações sociais seja em meios online ou offline. Considerando que a ARS ainda é pouco utilizada por pesquisadores vinculados à TRS (Moliner, 2023), este artigo pretende oferecer uma introdução teórico-prática que contribua para ampliar os recursos metodológicos disponíveis no campo, enriquecendo a “caixa de ferramentas” dos estudiosos interessados em compreender o fenômeno das RS. Dessa forma, o objetivo

deste artigo é apresentar uma introdução teórico-prática à ARS, com foco em seu uso didático e em suas articulações possíveis com a TRS.

Método

Este artigo foi elaborado como um recurso didático voltado a estudantes e pesquisadores da TRS. Não se trata de um estudo empírico tradicional, mas de um conjunto de diretrizes e reflexões baseadas na prática de pesquisa dos autores, com o intuito de estimular debates e oferecer contribuições ao campo. Nas duas próximas seções, apresentamos: a) uma síntese dos conceitos fundamentais da ARS, ilustrada por um exemplo hipotético; e b) uma descrição das etapas de coleta e análise de dados em uma rede social com o *software* Gephi. Os dados utilizados estão disponíveis em um repositório digital que pode ser acessado no link <https://laccos.ufsc.br/pesquisa/artigo-ars-trs/>. O material é acompanhado de um vídeo explicativo com todas as etapas descritas, acessível livremente para fins de aprendizagem.

Conceitos fundamentais para a prática ARS e a indicação de alguns caminhos para sua aplicação na TRS

A ARS pode ser definida como a descrição sistemática das relações que emergem das interações sociais, com o objetivo de identificar padrões que não são visíveis quando se analisam apenas atributos individuais (Hansen et al., 2020). Tributária da sociometria de Jacob L. Moreno (Scott, 2017), a análise de redes “resulta em grande parte da ciência dos pontos e das linhas que constitui a teoria dos grafos” (Lemieux & Ouimet, 2012, p. 7). Por meio da ARS é possível compreender que a forma como os nós (vértices) e suas conexões (arestas) se distribuem na rede configura elementos gráficos que permitem analisar, de maneira privilegiada, as relações entre pessoas, eventos ou instituições, evidenciando estruturas e dinâmicas muitas vezes ocultas à observação tradicional (Hansen et al., 2020).

Nesse artigo utilizamos o termo ARS, para designar o uso de técnicas com foco nas conexões resultantes das relações humanas. No entanto, a análise de redes pode ser aplicada para analisar padrões emergentes de outras entidades (não humanas), que podem variar desde a relação de um conjunto de células ou as conexões existentes entre diferentes espécies animais, por exemplo. Em todos esses contextos, os conhecimentos derivados da Análise de Redes são aplicados para encontrar evidências que expliquem como as relações presentes em uma rede podem afetar os elementos que a constituem (Lemieux & Ouimet, 2012; Hansen et al., 2020). Isso parece soar um tanto familiar para os pesquisadores da TRS? Sim, porque a ARS fundamenta-se no princípio de que os fenômenos sociais são mais adequadamente apreendidos através da análise emergente de suas relações, que transcende a mera agregação de atributos individuais isolados. Esta perspectiva relacional possibilita uma compreensão estrutural dos processos sociais e sua complexidade, o que pode incluir os fenômenos estudados pela TRS.

TRS e ARS partem de propostas relacionais. O sujeito da TRS é o grupo, pois não existe representação social de sujeito isolado (Jodelet, 2001). Assim, como não existe uma rede que não envolva a relação de pelo menos dois ou mais atores em interação (Scott, 2007). Esse ponto de vista relacional da ARS parece lhe conferir uma certa afinidade epistemológica com os pressupostos da TRS, na medida em que ambas partem da premissa de que os fenômenos sociais se constroem na intersubjetividade e nos vínculos que conectam os indivíduos em contextos comunicacionais específicos. A rede, com todas as suas conexões e complexidades, surge como uma metáfora bastante ilustrativa para descrever as relações de co-construção da realidade social descritas pela TRS.

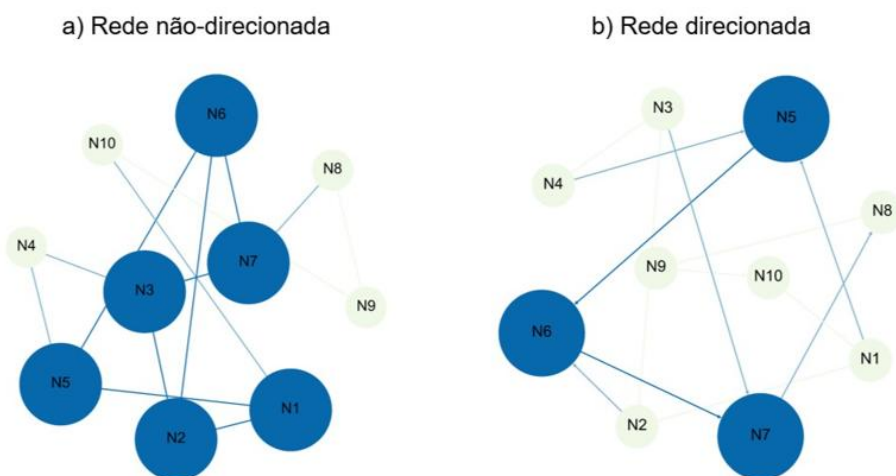
Na ARS, os grafos - representações gráficas das redes - são constituídos por dois elementos fundamentais: os nós (ou vértices), que representam entidades como indivíduos, grupos ou instituições, e as arestas (ou arcos), que indicam as conexões

estabelecidas entre esses elementos (Hansen et al., 2020). A estrutura de uma rede pode ser analisada a partir de métricas locais, que se concentram nas propriedades dos nós (centralidade, grau, intermediação), ou métricas globais, que descrevem características estruturais da rede como um todo (densidade, diâmetro, modularidade). Cabe salientar que as métricas de análise podem variar conforme o tipo de rede, especialmente no que diz respeito à direção das conexões.

Em redes não direcionadas, os laços entre nós são simétricos, ou seja, a relação ocorre mutuamente entre as partes. Um exemplo típico é uma rede de amizade: se o nó A é amigo do nó B, então B também é amigo de A. As conexões estabelecidas entre perfis no Facebook, por exemplo, seguem esse padrão. Por outro lado, em redes direcionadas, as conexões são assimétricas, o que significa que o relacionamento pode ocorrer em uma única direção. Neste caso, tomamos por exemplo a rede social X (antigo Twitter), onde o nó A pode seguir o nó B, sem que B necessariamente siga A. Para que essa explicação não fique muito abstrata, a Figura 1 ilustra graficamente essa distinção entre redes direcionadas e não direcionadas. Ambas foram geradas utilizando o *software* de acesso livre Gephi e possuem 10 nós cada.

Figura 1

Exemplo de redes não direcionadas e direcionadas



Nota. a) Rede não-direcionada: o tamanho dos nós correspondem ao valor do grau (*degree*). Os nós N1, N2, N3, N5, N6 e N7 possuem *degree* igual a 3 e o restante dos nós possuem *degree* igual a 2. As cores dos nós também foram organizadas por valor de *degree*, com a cor mais escura para os nós com valor de *degree* mais alto. A rede foi formatada usando o algoritmo de distribuição de Fruchterman Reingold, útil para redes pequenas. **b) Rede direcionada:** o tamanho dos nós correspondem ao valor do grau de entrada (*indegree*). Os nós N5, N6 e N7 possuem valores de *indegree* igual a 2, pois cada um deles recebe 2 conexões (indicadas pelas setas). O número de conexões e a estrutura desse grafo é exatamente igual ao da rede ao lado. Porém, por se tratar de uma rede direcionada, permite editar os nós por grau (*degree*), grau de entrada (*indegree*) ou grau de saída (*outdegree*).

A Tabela 1 apresenta uma síntese das principais métricas utilizadas na análise de nós e arestas, a partir da descrição realizada por Recuero, Bastos e Zago (2020), cujo livro é recomendado aos iniciantes no estudo da ARS. Por se tratar de um artigo de introdução à análise de redes, não faremos aqui uma exposição das fórmulas envolvidas nos cálculos dessas métricas. Atualmente, os softwares de análise de redes, como Gephi, já realizam esses cálculos de forma automática, o que facilita o trabalho dos pesquisadores. Para um aprofundamento maior nesse assunto, recomenda-se outros materiais (Scott, 2017; McLevey, Scott & Carrington, 2024).

Tabela 1

Métricas de nós e de rede

Métrica da ARS	Descrição da métrica	Contribuições para estudos da TRS
Grau (<i>degree</i> , <i>indegree</i> , <i>outdegree</i>)	<i>Métrica de nó</i> que indica o número total de conexões de um nó. Em redes direcionadas, distingue-se entre grau de entrada (<i>indegree</i>) e grau de saída (<i>outdegree</i>).	Permite identificar os atores ou conteúdos mais frequentes ou influentes na circulação das RS; mostra quem ou o que mobiliza atenção.
<i>Betweenness centrality</i>	<i>Métrica de nó</i> que indica a posição de um nó entre diferentes grupos, refletindo sua função de ponte no fluxo de informações.	Detecta atores que atuam como pontes, conectando subgrupos e podendo atuar como mediadores ou transformadores de representações entre grupos.
<i>Eigenvector centrality</i> / <i>PageRank</i>	<i>Métricas de nó</i> que avaliam o prestígio de um nó com base não apenas no número, mas na relevância das conexões recebidas. PageRank é recomendado para redes direcionadas.	Avalia quem ocupa posição de autoridade ou quem influencia por estar conectado a outros influentes (pessoas em posição de liderança).
Modularidade	<i>Métrica global de rede</i> que identifica a quantidade de grupos subjacentes à estrutura da rede.	Identifica subcomunidades com maior coesão interna, útil para delimitar agrupamentos com representações sociais diferenciadas.

Densidade	<i>Métrica de rede</i> que indica a quantidade de conexões existentes em relação ao número total possível de conexões em uma rede. Varia de 0 a 1, sendo que o valor 1 representa uma rede na qual todos os nós estão mutuamente conectados.	Mede o quanto as representações estão consolidadas dentro de um grupo; redes densas indicam forte consenso ou cristalização. As redes densas facilitam o trânsito de uma informação. Quanto mais densa a rede, mais rápido uma informação pode ir de um ponto a outro.
<i>Closeness centrality</i>	<i>Métrica de nó</i> que mede a distância média entre um nó e os demais da rede, indicando a rapidez com que pode acessar ou disseminar informações.	Mostra quais nós (ou conteúdos) têm maior acesso ao conjunto da rede, sendo úteis para mapear a propagação da informação.
<i>Clustering</i> (coeficiente de agrupamento)	<i>Métrica local de rede</i> que indica o quanto um nó é conectado com os seus nós vizinhos.	Indica microgrupos com alta interconexão, revelando nichos de produção e reforço de RS específicas.
Buracos estruturais	São lacunas existentes entre grupos, que dificultam que informações sejam transmitidas de um grupo a outro.	Identifica lacunas onde há pouca troca de informação; pode apontar onde representações não circulam ou onde há barreiras ideológicas.

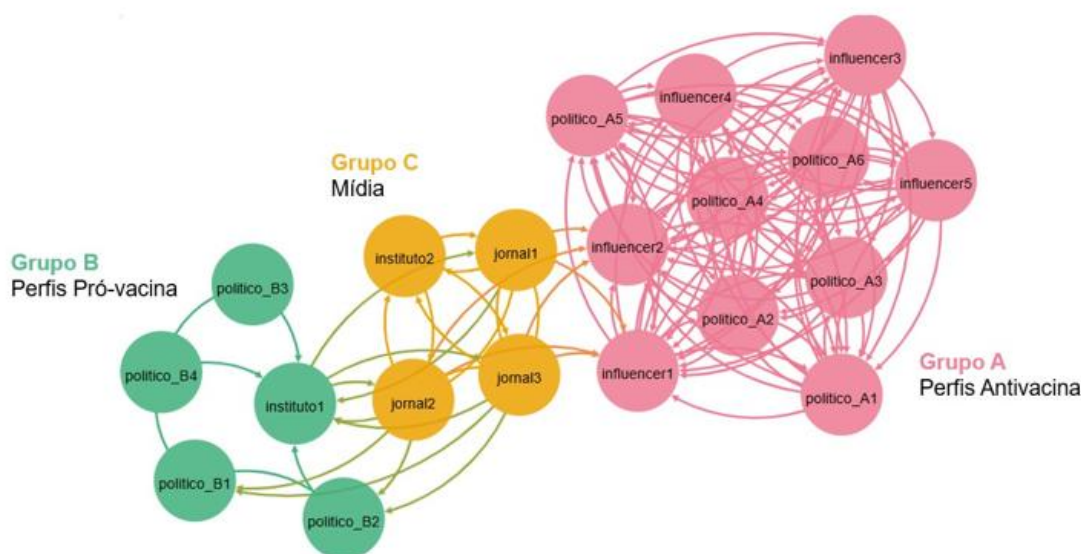
Legenda: descrições baseadas em Recuero, Bastos e Zago (2020). As articulações teóricas entre os conceitos das métricas e suas contribuições para o estudo das RS foram elaboradas pelos autores.

Ao descrever os tipos de métricas utilizadas na Análise de Redes Sociais (ARS), destaca-se que as métricas de nó (Tabela 1) são especialmente úteis para identificar os atores mais influentes na rede. De forma didática, vamos examinar o uso dessas métricas com base na análise de uma rede hipotética (Figura 2). O exemplo trata de um conjunto de interações composto por mensagens que contêm a expressão “vacina”. Essas mensagens teriam sido compartilhadas em uma plataforma social no contexto da pandemia de COVID-19. Para saber quais são os perfis mais influentes da rede, torna-se relevante identificar os nós com maior grau de entrada (indegree) ou centralidade de autovetor (eigenvector).

Supondo-se que entre os 20 usuários com maior indegree, 10 sejam políticos, cinco influenciadores digitais conhecidos por disseminar desinformação, três representantes de meios de comunicação e apenas dois perfis vinculados a institutos de pesquisa. Esse cenário já sugere que o debate está majoritariamente capturado por perfis políticos e por agentes não especializados. Aliás, um fenômeno recorrente no contexto brasileiro durante a pandemia (Rozendo, Giacomozzi & Gizzi, 2023).

Figura 2

Rede exemplo “discursos sobre vacina” elaborada pelos autores



Legenda: a rede usada no exemplo faz um recorte apenas dos 20 perfis com maior *indegree*. Em muitas situações de análise de redes, fazer o recorte por critérios de *indegree*, *PageRank*, ou *betweenness centrality*, é estratégia útil para obter um grafo mais otimizado para a análise. Sobretudo em situações nas quais a quantidade de nós é muito grande.

Dando continuidade à análise do grafo representado na Figura 2, após a identificação dos nós mais influentes, torna-se relevante compreender a organização da rede em subgrupos ou comunidades. Para isso, aplica-se a métrica de modularidade. A aplicação dessa técnica na rede hipotética revelou a divisão do grafo em três grupos distintos, identificados por cores diferentes.

No Grupo A, encontram-se seis dos dez políticos previamente identificados entre os perfis com maior grau de entrada (*indegree*), além dos cinco influenciadores digitais associados à disseminação de desinformação. Todos os políticos desse grupo compartilham o mesmo espectro ideológico e adotam discursos antivacina. O Grupo B reúne os demais quatro políticos, que se manifestam favoravelmente à vacinação, alguns dos quais conectam-se diretamente com os dois institutos de pesquisa presentes na rede.

Os grupos com posições políticas divergentes estão separados na rede, sendo o Grupo C situado entre eles. Esse último é formado por três perfis vinculados a veículos

de mídia, que estabelecem conexões tanto com os institutos de pesquisa quanto com atores dos grupos A e B. Essa configuração sugere a existência de uma estrutura polarizada, com um grupo intermediário possivelmente atuando como mediador. Sem a existência do grupo C, haveria um buraco estrutural na rede.

Complementando a análise do grafo, uma boa prática em pesquisas de Análise de Redes Sociais (ARS) é a organização de tabelas com a indicação das principais métricas utilizadas ao longo do processo analítico. Como exemplo, é apresentada a Tabela 2 que exhibe os valores de grau de entrada (*indegree*) dos 20 usuários mais relevantes da rede.

Tabela 2

Lista de perfis, seus grupos e valores de indegree

Perfil	Grupo	<i>indegree</i>
influencer1	A - Perfis Antivacina	23
influencer2	A - Perfis Antivacina	23
político_A1	A - Perfis Antivacina	20
político_A2	A - Perfis Antivacina	20
político_A3	A - Perfis Antivacina	20
político_A4	A - Perfis Antivacina	20
político_A5	A - Perfis Antivacina	20
político_A6	A - Perfis Antivacina	20
influencer3	A - Perfis Antivacina	20
influencer4	A - Perfis Antivacina	20
influencer5	A - Perfis Antivacina	20
jornal3	C - Perfis Mídia	11
jornal2	C - Perfis Mídia	10
instituto1	B - Perfis Pró-vacina	9
jornal1	C - Perfis Mídia	9
instituto2	B - Perfis Pró-vacina	6
político_B1	B - Perfis Pró-vacina	4
político_B2	B - Perfis Pró-vacina	4
político_B4	B - Perfis Pró-vacina	3
político_B3	B - Perfis Pró-vacina	2

As informações contidas na Tabela 2 corroboram a observação feita no grafo, indicando que os perfis do Grupo A apresentam maior influência na rede e uma interação mais intensa em comparação aos perfis pró-vacina. Em um cenário real, isso poderia

constituir uma evidência empírica do poder dos grupos antivacina nas redes, bem como dos riscos associados à sua capacidade de disseminar conteúdo desinformativo. Tal constatação é especialmente relevante diante da evidência de que notícias com conteúdo desinformativo se propagam mais rapidamente nas redes sociais do que notícias verídicas (Vosoughi et al., 2018).

Em sequência, em um estudo fundamentado na TRS, uma etapa analítica posterior consistiria na investigação dos conteúdos textuais das mensagens trocadas entre os membros dos três grupos identificados na rede, a exemplo do que foi realizado por Ratinaud et al. (2019) com o uso do IRaMuTeq. No entanto, outras abordagens podem ser adotadas, como técnicas de análise de conteúdo ou análise do discurso. A principal tarefa nessa etapa seria examinar os conteúdos verbais compartilhados pelos participantes de cada grupo, a fim de identificar os elementos representacionais mais salientes. Esse tipo de análise poderia fornecer evidências para verificar semelhanças e diferenças nos conteúdos compartilhados intra e intergrupos.

A métrica de densidade pode ser utilizada na ARS para a análise da rede ou de suas subestruturas, com a finalidade de comparar o fluxo de informações de redes inteiras ou de subgrupos de uma rede. A disposição das arestas na Figura 2, sugere facilmente que o Grupo A apresenta maior densidade de conexões internas do que o Grupo B. Contudo, em contextos reais, os grafos analisados tendem a ser mais complexos, com um número substancialmente maior de nós e arestas. Por isso, uma avaliação mais precisa, requer o cálculo da densidade de cada comunidade individualmente, procedimento simples de ser realizado em *softwares* como o Gephi.

No grafo utilizado como exemplo, a densidade do Grupo A é igual a 1,00, indicando que 100% dos nós (perfis) desse grupo estão conectados entre si. No entanto, ao analisar a densidade da rede inteira, esse valor cai para 0,426. Isso significa que, na

rede como um todo, somente 42,6% das conexões possíveis entre os nós (perfis) estão efetivamente presentes. Vale lembrar que a densidade de uma rede é calculada pela razão entre o número de conexões existentes e o número máximo de conexões possíveis entre os atores (para mais detalhes, consultar Lemieux & Ouimet, 2012). Além disso, deve-se considerar o tipo de rede (direcionada ou não direcionada) ao realizar esse cálculo.

Conforme indicado no início desta seção, o objetivo deste artigo é fornecer uma visão geral e prática dos elementos que compõem uma ARS. Em resumo, a visualização do grafo oferece uma descrição intuitiva e útil, porém deve ser acompanhada de métricas quantitativas que possibilitem a interpretação e a validação empírica dos padrões observados. A triangulação entre visualização, indicadores de rede e análise de conteúdo fortalece a transparência e a qualidade das análises, o que por sua vez possibilita ao investigador da TRS uma boa descrição e análise do objeto de estudo.

Exemplo didático

O exemplo apresentado neste estudo baseia-se em dados coletados com o objetivo de compreender as representações sociais sobre a ciência que circularam no X (antigo Twitter) durante a pandemia de COVID-19, no contexto brasileiro. Três macroprocessos e suas implicações serão descritos a seguir: 1) etapa de coleta de dados; 2) tratamento dos dados coletados; e 3) análise dos dados. Uma gravação demonstrando essas etapas foi disponibilizada no link citado na seção de método. Embora o exemplo a seguir refira-se à análise de redes de dados coletados da internet, as aplicações apresentadas podem ser adaptadas para outros contextos, como análises bibliométricas, *surveys* e entrevistas em grupo.

Coleta de dados

A primeira etapa fundamental em uma ARS é a extração dos dados da rede de interesse. Essa fase costuma ser uma das mais desafiadoras para os pesquisadores,

especialmente devido às crescentes restrições no acesso às APIs das plataformas. Plataformas de redes sociais como Facebook, Instagram e Twitter (atualmente X) têm dificultado o acesso às suas bases de dados, limitando a coleta gratuita de informações, mesmo para fins acadêmicos.

Houve tempos em que a coleta de dados era mais fácil de ser realizada. No caso do Twitter, durante alguns anos os pesquisadores tiveram acesso a uma API gratuita, amplamente utilizada por estudiosos de redes sociais. Por meio desse tipo de acesso, era possível desenvolver scripts em linguagens como Python ou TypeScript para coletar conjuntos de dados bastante robustos. Os programadores conseguiam criar códigos que extraíam os dados já formatados em planilhas eletrônicas, as quais poderiam ser posteriormente tratadas para uso em softwares de análise de redes, como Gephi e Pajek. No entanto, após a aquisição do Twitter por Elon Musk, as licenças gratuitas da API voltadas à pesquisa acadêmica foram descontinuadas.

Diante desse cenário, uma alternativa viável adotada por diversos laboratórios tem sido o uso de softwares como o NodeXL. Embora não seja uma ferramenta gratuita, o NodeXL oferece a vantagem de não exigir do usuário conhecimentos em programação, o que facilita significativamente a coleta e a organização dos dados provenientes das redes sociais para análises em ARS. Além da coleta dos dados, também disponibiliza ferramentas para a análise de redes.

Outra possibilidade de acesso a dados para análise de redes é o uso de repositórios abertos na internet. Nesses espaços, pesquisadores, laboratórios, instituições públicas, compartilham conjuntos de dados utilizados em suas investigações, permitindo a reutilização do material em pesquisas com outros objetivos. Para a coleta de dados do YouTube, a ferramenta YouTube Data Tools (<https://ytdt.digitalmethods.net/>) oferece uma solução simples, gratuita e eficiente, que permite extrair informações como

comentários de vídeos, listas de reprodução e metadados de canais. Além da coleta dos comentários dos vídeos postados no YouTube, essa ferramenta possibilita ao usuário realizar o download de arquivos já no formato de rede, dispensando o tratamento prévio da base de dados. Por fim, em contextos nos quais a amostra de dados é reduzida ou a coleta automatizada é inviável, a extração manual de informações pode ser uma opção válida, especialmente em estudos exploratórios ou com foco qualitativo.

Além do domínio técnico necessário para a coleta de dados, o pesquisador que trabalha com análise de redes sociais deve ser capaz de justificar a escolha da plataforma analisada. Cada rede social possui dinâmicas próprias, com públicos, funcionalidades e lógicas de interação distintas. No contexto brasileiro, por exemplo, o Facebook tem perdido espaço entre os jovens, que tendem a preferir plataformas como Instagram e TikTok. Por isso, antes de iniciar a pesquisa, é fundamental conhecer em profundidade a plataforma que será utilizada, bem como as possibilidades e limitações envolvidas no processo de coleta de dados.

Também é importante destacar que na internet a maior parte das redes sociais captura o “momento” de um tópico. A comunicação nas plataformas de redes sociais tende a mudar substancialmente a depender da data da coleta de dados. Logo, deve-se ter cuidado para a escolha da data em que os dados serão coletados. Isso envolve conhecer o cenário social e político da época e o que estava em pauta, pois essas questões com frequência interferem nos resultados.

A título de exemplo, ao investigar comentários sobre um time de futebol, os dados coletados durante a semana em que o time foi eliminado de um campeonato tenderão a refletir uma percepção majoritariamente negativa. Em contraste, a mesma pesquisa realizada em um contexto de vitória provavelmente captaria representações mais positivas. Para lidar com esse tipo de oscilação, temos adotado estratégias de coleta

longitudinal, que permitem acompanhar a evolução de um tópico ao longo do tempo. Nesses casos, os grafos gerados para diferentes momentos – espaços de 1 mês, às vezes de um ano – ajudam a identificar padrões de mudança na rede e nas representações sociais em circulação.

Por outro lado, em algumas situações, pode ser justamente o "calor do momento" o que interessa ao pesquisador – isto é, o impacto imediato de um acontecimento nas interações sociais online. Para esse tipo de abordagem, a coleta de dados em redes sociais se mostra uma ferramenta eficaz. Por exemplo, na semana em que ocorre um evento político de grande repercussão – como um debate parlamentar sobre a implementação da escala 6x1 no Brasil –, um pesquisador que disponha de ferramentas para coleta de dados em redes sociais poderá acessar centenas ou até milhares de mensagens expressando opiniões sobre um objeto ainda “não familiar” ao senso comum. Para um pesquisador em TRS, esse acesso instantâneo aos conteúdos, no exato momento em que eles estão sendo “gerados”, pode oferecer uma visualização privilegiada dos processos ancoragem

Tratamento dos dados

Após a etapa de coleta de dados, o pesquisador deve organizar os dados para posterior análise em um software específico para análise de redes. Quando os dados são coletados por meio de um programa próprio para essa finalidade, como o NodeXL, essa etapa pode ser dispensada, pois o processo de coleta já gera arquivos em diferentes formatos compatíveis com o próprio NodeXL ou com outros softwares, como Gephi (.graphml), Pajek (.net) ou planilhas .csv. Estes últimos podem ser importados manualmente para bibliotecas em R, Python ou para o Gephi.

Vamos considerar o tratamento manual de um conjunto de dados que será organizado para ser analisado no Gephi. Escolhemos o Gephi por se tratar de um software de código aberto, que possui uma interface moderna, projetada para ser facilmente

utilizada por especialistas e iniciantes em análise de redes (Bastian, Heimann & Jacomy, 2009). Esse software é atualizado de forma recorrente e atualmente está na versão 0.10.1, e seu download pode ser realizado por meio do site <https://gephi.org/users/download/>.

Uma maneira simples de preparar os dados para análise no Gephi é organizar duas planilhas eletrônicas em extensão .xlsx ou .csv. Uma planilha na qual serão registrados os nós da rede e outra na qual serão registradas as arestas. A planilha de nós deve conter obrigatoriamente uma coluna com os rótulos dos nós e uma coluna contendo um número de identificação para cada nó. Para que o Gephi possa identificar corretamente os dados, a coluna com os rótulos deve receber o nome “Label” e a coluna com os números de identificação deve receber o nome “Id”.

A planilha de arestas representa os laços que existem entre os usuários. Por esse motivo ela deve conter uma coluna preenchida com os “Ids” dos nós que são fonte da informação (obrigatoriamente nomeada como “Source”) e uma coluna contendo os “Ids” dos nós que serão alvo da comunicação (obrigatoriamente nomeada como “Target”). Por exemplo, se em uma rede temos o nó João (Id: 10) e um nó Maria (Id: 11) e queremos indicar na planilha aresta que João enviou uma mensagem para Maria, é necessário informar o valor Id 10 na coluna “Source” e o Id 11 na coluna “Target”. Isso deve ser repetido para cada uma das relações da rede, de modo que cada linha da planilha de arestas representa uma relação entre dois nós.

Nas redes direcionadas, deve-se registrar de forma cuidadosa os nós que serão fonte e alvo da informação, pois uma inversão nas colunas “Source” e “Target” poderá inverter os cálculos de todas as métricas. Outras colunas podem ser adicionadas conforme o objetivo da pesquisa, como peso das relações, datas e outros valores relevantes, que poderão ser incorporados na análise. Nas pesquisas baseadas na TRS, é útil manter uma coluna com o texto original ao lado das colunas “Target” e “Source”, pois isso permite,

posteriormente, analisar o conteúdo compartilhado por cada usuário ou submeter o material textual a técnicas de análise textuais específicas.

Após a criação do arquivo contendo os nós e as arestas, o usuário deve acessar o Gephi e clicar em iniciar um novo projeto. Em seguida deverá clicar na opção “Laboratório de Dados”, selecionar a aba “Nós” e clicar na opção “Importar planilha”. O próximo passo é carregar o arquivo com o conjunto de nós. O sistema abrirá uma nova janela onde o usuário deve clicar em próximo → finalizar → e na nova janela em “Tipo de Grafo” indicar se o grafo é dirigido (redes direcionadas), não dirigido (redes não direcionadas) ou misturado (redes com conexões direcionadas e não direcionadas). Feito isso, o usuário deve selecionar a opção “Append to existing workspace” e clicar no botão “OK”.

Para inserir o arquivo contendo as arestas, deve-se clicar na aba “Arestas” e selecionar a opção “Importar planilha”. Em seguida, deve-se carregar o arquivo com as arestas. O sistema exibirá uma janela em que o usuário deverá clicar em “Próximo” → “Finalizar”. Na tela seguinte, deve-se selecionar o “Tipo de Grafo”, marcar a opção “Append to existing workspace” e clicar no botão “OK”. Após a conclusão desse procedimento, a análise de redes poderá ser iniciada.

Para evitar a necessidade de repetir esse procedimento futuramente, recomenda-se salvar o projeto antes de iniciar a análise. Para isso, deve-se clicar em “Arquivo” → “Salvar como” e salvar o arquivo no formato *.gephi. Dessa forma, nas próximas aberturas do projeto, será possível acessá-lo diretamente por meio desse arquivo, sem precisar reimportar ou configurar os dados novamente

Análise dos dados

O processo de análise de redes no Gephi é relativamente simples, uma vez que o *software* dispõe de uma interface intuitiva. De forma resumida, o Gephi conta com uma

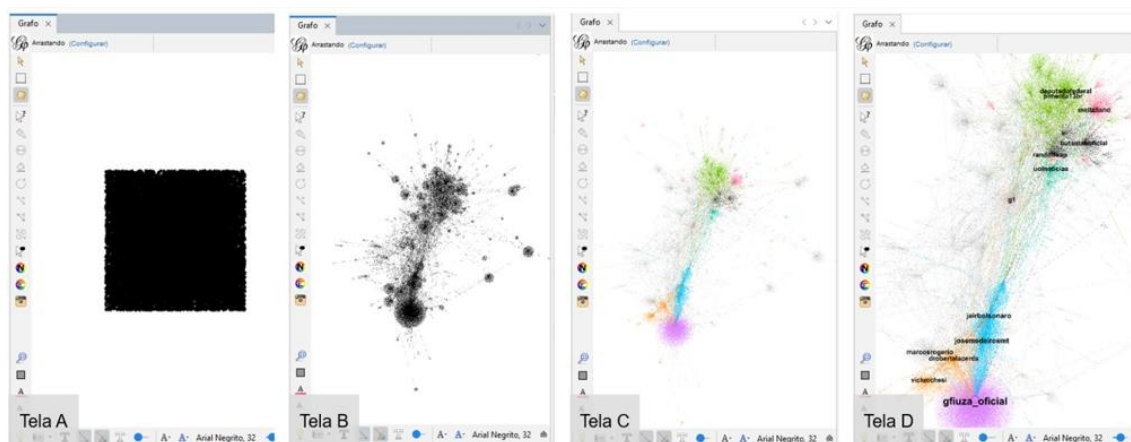
barra de ferramentas superior que oferece as seguintes opções principais: “Arquivo”, na qual é possível salvar, importar e exportar arquivos; “Workspace”, que reúne operações relacionadas à área de trabalho; “Exibir”, que permite ajustar a visualização do software no modo tela cheia; “Ferramentas”, onde o usuário pode alterar o idioma e instalar plugins; “Janela”, que possibilita reorganizar as janelas disponíveis na interface; e, por fim, o botão “Ajuda”, que oferece acesso à documentação e ao suporte do *software*. Logo abaixo da barra de tarefas localiza-se o acesso às três abas mais importantes do *software* (utilizadas durante toda a análise dos dados): “Visão Geral”, “Laboratório de Dados” e “Visualização”. Apresentaremos a funcionalidades destas abas na análise a seguir.

A rede que será analisada a seguir é composta de 13.054 nós e 18.047 arestas. Cada nó representa um perfil da rede social X (antigo Twitter) e cada aresta representa a interação realizada por uma postagem, seja por meio de citação, *retweets* ou menção de um usuário A pelo usuário B. A coleta desses dados foi realizada com o *software* NodeXL em dezembro de 2024. A fórmula de busca utilizada foi "covid AND ciência lang:pt", com o recorte de postagens realizadas durante o mês de outubro de 2021.

Após a importação dos dados no Gephi, a visualização inicial do grafo apresenta um aglomerado de nós concentrados, formando um quadrado (Tela A, Figura 3). Logo, uma das primeiras ações recomendadas ao pesquisador é a aplicação de um algoritmo de *layout*, responsável por distribuir os nós e arestas de forma organizada no espaço visual, possibilitando a análise gráfica da rede. O Gephi disponibiliza diversos algoritmos de *layout* que atendem a diferentes tamanhos e características de rede. Para redes menores, por exemplo, o algoritmo Fruchterman-Reingold costuma ser uma boa opção. No caso desta análise, por se tratar de uma rede de porte médio, foi utilizado o algoritmo ForceAtlas 2, que apresenta bom desempenho nesse tipo de estrutura. Para melhorar a legibilidade e evitar a sobreposição dos nós, foi habilitada a opção "Evitar sobreposição".

Figura 3

Modelando a rede no Gephi



Após a aplicação do algoritmo de distribuição, observa-se que o grafo tem sua estrutura reorganizada, conforme ilustrado na Tela B (Figura 3). A nova disposição permite identificar visualmente algumas comunidades mais densas e centrais, bem como zonas menos conectadas da rede. Porém, para ter uma visualização mais clara de como essas comunidades se dividem, o usuário pode usar a métrica de modularidade. Para tanto, deverá selecionar a opção de “Estatística” e clicar no botão “executar” localizado ao lado da opção “modularidade”. Após a execução da métrica, uma nova coluna é adicionada na aba "Laboratório de Dados", permitindo a inspeção dos valores de modularidade atribuídos a cada nó.

Para que o grafo assuma o aspecto apresentado na Tela C (Figura 3), é necessário acessar a aba "Visão Geral" e, na seção "Aparência", selecionar o ícone de "Cor", representado por uma paleta. Em seguida, clique na aba "Partition", escolha a variável "Modularity Class" na lista disponível e clique em "Aplicar". Com isso, os nós da rede serão automaticamente coloridos conforme sua classificação de modularidade, evidenciando as subcomunidades detectadas no grafo.

O Gephi permite ainda a personalização da paleta de cores utilizada, bem como a aplicação de outras variáveis para definição da aparência dos nós. Por exemplo, se o

pesquisador tiver previamente identificado a localização dos usuários (como “Cidade A” e “Cidade B”) e essa informação estiver presente no arquivo de nós importado, será possível utilizá-la para colorir os nós com base nesse atributo, facilitando a análise visual de padrões geográficos ou outros critérios definidos.

A edição do tamanho dos nós e dos respectivos rótulos pode ser realizada também na seção "Aparência", disponível na aba "Visão Geral". Esses ajustes podem ser associados a alguma métrica de rede ou a atributos específicos dos nós. Uma prática comum consiste em utilizar a estatística de Indegree, que pode ser obtida na aba "Estatísticas", clicando em "Executar" ao lado da opção "Grau médio". Com essa informação disponível, o pesquisador pode retornar à aba "Aparência", selecionar o ícone de "Tamanho" e, em seguida, escolher a opção "Ranking", vinculando a variável “Indegree” ao tamanho dos nós. Esse procedimento também pode ser aplicado aos rótulos, ajustando seu tamanho proporcionalmente ao grau de entrada. Dessa forma, os nós com maior Indegree aparecerão com tamanhos mais destacados, o que facilita a identificação visual dos nós com maior número de conexões recebidas e que potencialmente exercem maior influência ou centralidade na rede analisada.

Na Tela D da Figura 3 é possível visualizar os rótulos (nomes) dos 15 nós com maior valor de Indegree. No Gephi, para ativar a exibição dos rótulos dos nós, deve-se clicar no ícone em formato de “T” (cor cinza escuro), localizado na aba "Visão Geral". No entanto, ao ativar essa funcionalidade todos os rótulos da rede serão exibidos, o que pode comprometer a legibilidade do grafo, especialmente em redes com mais de 50 nós. Para resolver esse problema e exibir apenas os rótulos mais relevantes, recomenda-se o uso da ferramenta de “Filtros”, localizada ao lado da ferramenta Estatísticas. O Gephi oferece diferentes tipos de filtros que podem ser aplicados com base em atributos ou métricas calculadas previamente. No exemplo em questão, foi utilizado um filtro baseado

no atributo "Grau de Entrada" (Indegree), acessado pelo caminho: "Filtros" → "Atributos" → "Grau". Após aplicar o filtro, o usuário pode definir um intervalo específico ou utilizar a barra deslizante para restringir a visualização aos nós com maior grau de entrada. Assim, tornou-se possível identificar e exibir apenas os 15 nós com maior Indegree, facilitando a leitura do grafo e a análise de centralidade na rede.

A estratégia de restringir a visualização a um número reduzido de nós com maior grau de entrada (Indegree) é particularmente útil, pois permite ao pesquisador realizar uma inspeção mais qualitativa desses elementos centrais da rede. Essa abordagem facilita a análise da posição dos nós no grafo e a identificação de padrões estruturais relevantes.

Na visualização representada na Tela D (Figura 3), observou-se que os nós com maior Indegree estão distribuídos em dois grandes agrupamentos. Na porção superior do grafo, encontram-se perfis associados a políticos de orientação ideológica à esquerda, veículos de comunicação, uma divulgadora científica e um instituto de pesquisa. Na parte inferior, concentram-se perfis de políticos alinhados à direita bolsonarista, além de um jornalista crítico às medidas sanitárias defendidas pela Organização Mundial da Saúde e um advogado apoiador do governo do ex-presidente Jair Bolsonaro. Com base nessa configuração, é possível levantar a hipótese de que a estrutura da rede reflete uma segmentação ideológica, com agrupamentos organizados em torno de posições políticas distintas. Essa hipótese poderá ser explorada e eventualmente confirmada por meio da análise de conteúdo das postagens publicadas pelas comunidades associadas a esses nós centrais.

Para finalizar a edição do grafo com o objetivo de gerar uma imagem a ser anexada a relatórios ou publicações científicas, o pesquisador deve utilizar os recursos disponíveis na aba "Visualização" do Gephi. Esse ambiente oferece um conjunto de ferramentas voltadas à edição gráfica da rede, permitindo ajustes estéticos e de legibilidade antes da

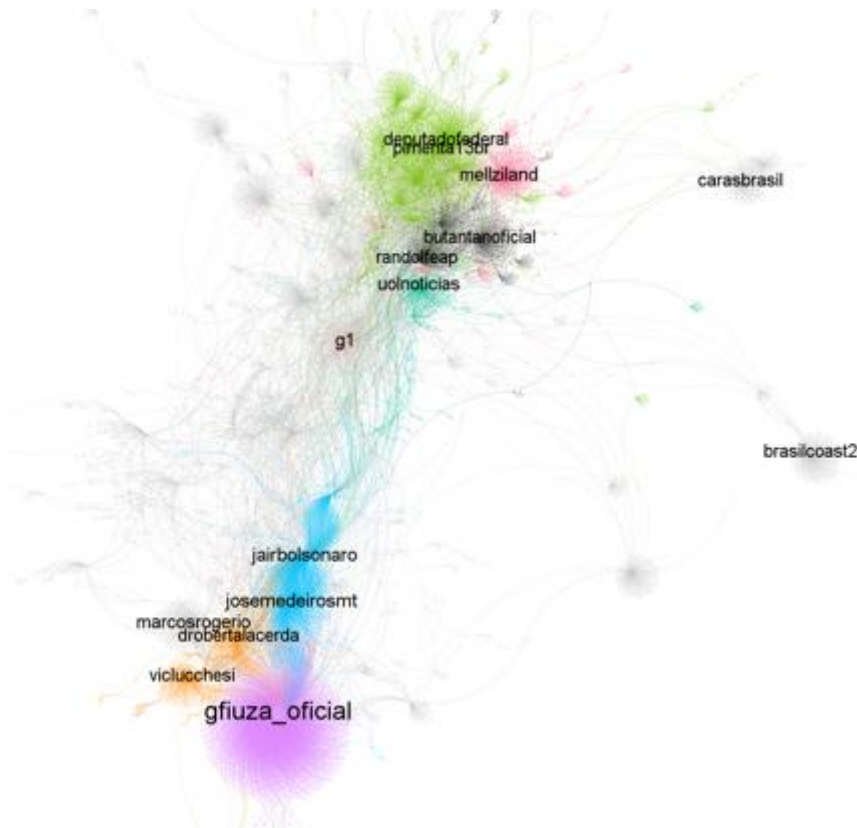
exportação da imagem. Na aba “Visualização”, é possível configurar aspectos visuais dos nós, rótulos dos nós, arestas, setas das arestas (em redes direcionadas) e rótulos das arestas. Essas opções possibilitam ao usuário adaptar o grafo para uma apresentação mais clara, destacando elementos relevantes da análise, facilitando a comunicação dos resultados em contextos acadêmicos ou institucionais.

Para a edição do grafo da Figura 4, foram realizados apenas os seguintes ajustes. Na aba "Visualização", na edição dos nós, marcou-se a opção "Fixed Border Width" e trocou-se o valor da largura de 1 para 0. Desse modo, os nós deixaram de ter borda, o que costuma deixar o grafo mais elegante. Na opção "Opacidade", trocou-se o valor padrão de 100 para 80, o que deixou os nós com uma pequena transparência, procedimento útil para visualizar melhor as arestas que compõem a rede.

Nas opções de edição dos “Rótulos de nós”, a caixa “Mostrar rótulos” foi habilitada para permitir a visualização dos nomes dos nós na rede. Inicialmente, os rótulos apresentavam um tamanho pequeno, dificultando a leitura. Por isso, o tamanho da fonte foi ajustado de 12 para 36, e a opção “tamanho proporcional” foi desabilitada, garantindo que todos os rótulos fossem exibidos em um tamanho uniforme e legível. Vale destacar que, após qualquer alteração realizada na aba “Visualização”, é fundamental clicar no botão “Atualizar” para que as modificações sejam efetivamente aplicadas e possam ser visualizadas. Com esses ajustes concluídos, o grafo ficou com a configuração final para exportação ou apresentação.

Figura 4

Apresentação final do Grafo



Finalizada a edição da rede, uma próxima etapa seria a criação de uma lista com os perfis dos usuários, tal qual apresentado na Tabela 2. Para salvar o grafo no computador, ainda na aba de visualização, o usuário deve clicar na opção exportar “SVG/PDF/PNG”. Conforme a expressão sugere, o Gephi permite a exportação do grafo nesses três diferentes formatos. Recomenda-se que o usuário salve o projeto a cada nova ação realizada, clicando na opção “Arquivo” > “Salvar”. O Gephi, assim como a maior parte dos *softwares* de análise de redes, não possui um botão “voltar”. Uma dica útil é manter sempre um arquivo de *backup* com a rede sem edição, antes de iniciar a edição de um novo projeto. Desse modo, evita-se a perda de dados, caso algo no projeto não ocorra conforme o planejado.

Considerações finais

A ARS como qualquer abordagem metodológica, possui limitações e exige rigor crítico em sua aplicação. Entendemos que seu uso, no contexto da TRS, pode contribuir significativamente para a análise empírica do fenômeno das representações sociais, especialmente em estudos que envolvem a comunicação em redes sociais online. Quando bem empregada, a ARS constitui uma ferramenta útil para mapear a estrutura das interações e das conexões entre os atores, a partir dos produtos de suas comunicações, além de revelar padrões dificilmente identificáveis por métodos tradicionalmente utilizados.

Em síntese consideramos que a complementaridade entre a ARS e os métodos analíticos comumente aplicados na TRS – como a análise de conteúdo, a análise do discurso e as análises textuais assistidas por software – permite uma descrição mais acurada do fenômeno das representações sociais em redes complexas, nas quais os pesquisadores têm a oportunidade de investigar simultaneamente: “o que é dito”, “quem diz” e “em que contexto é dito”.

Referências

- Bastian, M., Heymann, S., & Jacomy, M. (2009). Gephi: An Open Source Software for Exploring and Manipulating Networks. *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, 3(1), 361–362.
<https://doi.org/10.1609/icwsm.v3i1.13937>
- Bonardi, C., De Piccoli, N., Larrue, J., & Soubiale, N. (1994). Dipendenza e interdipendenza delle rappresentazioni sociali. *Giornale Italiano di Psicologia*, 21(3), 399–421.
- Bousfield, A., Bertoldo, R., da Silveira, A., et al. (2025). Dehumanization and social representations: analysis of Twitter comments on the Yanomami crisis in Brazil. *Discover Global Society*, 3, 13. <https://doi.org/10.1007/s44282-025-00151-2>
- Camargo, B. V., & Bousfield, A. B. S. (2011). Teoria das representações sociais: Uma concepção contextualizada de comunicação. In A. M. O. Almeida, M. F. S. Santos, & Z. A. Trindade (Orgs.), *Teoria das representações sociais: 50 anos* (pp. 433–456). Technopolitik.
- Camargo, B. V., Scholösser, A., & Giacomozzi, A. (2018). *Aspectos epistemológicos do Paradigma das Representações Sociais*. In E. D. Medeiros et al. (Orgs.), *Representações Sociais e práticas psicossociais* (pp. 47–60). Curitiba: CRV.
- Camargo, B. V., Giacomozzi, A. I., Da Silva, M. L. B., & Silva, E. Z. P. D. (2022). As jornadas internacionais sobre representações sociais (1998–2019): Importante estratégia na consolidação da TRS no Brasil. *Revista Fragmentos de Cultura*, 32(2), 191–208. <https://doi.org/10.18224/frag.v32i2.12296>
- Deconchy, J. (1994). Représentations sociales et mécanismes idéologiques. *Social Science Information*, 33(2), 199–229.

- de Rosa, A., Bocci, E., Nubola, A., & Salvati, M. (2020). The Polarized Social Representations of immigration through the photographic lens of INSTAGRAM. *Psychology Hub*, 37(3), 5–22. <https://doi.org/10.13133/2724-2943/17227>
- de Rosa, A. S., Bocci, E., Salvati, M., Latini, M., Carpignano, N., Nubola, A., Palombi, T., & Tovo, G. (2020). Transversal polarized discourse about “immigration” through multiple social media: Twitter, Facebook, Instagram, You Tube. In L. G. Chova, A. L. Martínez & I. C. Torres (Eds.), *14th annual International Technology, Education and Development* (pp. 3257–3267). IATED Academy.
- de Rosa, A. S., Bocci, E., Bonito, M., & Salvati, M. (2021b). Twitter as social media arena for polarized social representations about the (im)migration: the controversial discourse in the Italian and international political frame. *Migration Studies*, 9(3), 1167–1194. <https://doi.org/10.1093/migration/mnab001>
- Giacomozzi, A. I., de Rosa, A. S., Silva, M. L. B., Gizzi, F., & Moraes, V. S. (2023). Social Representations of (Im)migrants in the First Year of the Covid-19 Pandemic in Brazil: A Study of Online News. *Papers on Social Representations*, 32, 1–33.
- Giacomozzi, A. I., Mezari Vitali, M., Presotto, G. C., Pereira Vidal, G., & Gomes, M. A. (2024). Constructing emotional meanings about Jair Bolsonaro during the Covid-19 pandemic on Twitter. *Discover Global Society*, 2(37), 1–19.
- Hansen, D. L., Schneiderman, B., & Smith, M. A. (2020). *Analyzing social media networks with NodeXL: Insights from a connected world* (2nd ed). Morgan Kaufmann.
- Jodelet, D. (2001). *Representações sociais: um domínio em expansão*. In D. Jodelet (Org.), *As Representações Sociais* (pp. 17–44). Rio de Janeiro, RJ: Editora UERJ.

- Laroche, M., & Plante, S. (2022). The network of actors and its social representations: Method of emergency and risk management evaluation in Saint-André de Kamouraska. *Canadian Journal of Emergency Management*, 2(1), 21.
<https://doi.org/10.25071/e5wqez30>
- Lemieux, V., & Ouimet, M. (2012). *Análise Estrutural das Redes Sociais*. Lisboa: Instituto Piaget.
- Marková, I. (2017). Themata in science and in common sense. *Kairos*, 19, 69–82.
- McLevey, J., Scott, J., & Carrington, P. J. (Eds.). (2024). *The SAGE handbook of social network analysis* (2nd ed.). SAGE. <https://doi.org/10.4135/9781529614695.n2>
- Moliner, P. (2023). Network analysis of social representations for community detection. *Papers on Social Representations*, 32(1), 1–1. <https://psr.iscte-iul.pt/index.php/PSR/article/view/652>
- Moscovici, S. (1961). *La psychanalyse, son image et son public*. Paris: PUF.
- Moscovici, S. (1993). Toward a social psychology of science. *Journal for the Theory of Social Behavior*, 23(4), 343–374.
- Moscovici, S. (2003). *Representações sociais: Investigações em psicologia social*. Vozes.
- Moscovici, S. (2010). Let us not forget to think, nor the thinkers. *Papers on Social Representations*, 19, 2.1–2.4.
- Ratinaud, P., Smyrniaios, N., Figeac, J., Cabanac, G., Fraissier, O., Hubert, G., Pitarch, Y., Salord, T., & Thonet, T. (2019). Structuration des discours au sein de Twitter durant l'élection présidentielle française de 2017: Entre agenda politique et représentations sociales. *Réseaux*, 214-215(2), 171–208.
<https://doi.org/10.3917/res.214.0171>

Recuero, R. D. C., Bastos, M., & Zago, G. (2020). *Análise de Redes para Mídia Social*.

Porto Alegre, RS: Editora Sulina.

Rizzoli, V., Silveira, A., Sarrica, M., & De Falco, M. (2024). Two sides of the same coin. How to integrate social network analysis and topic detection to investigate shared contents and communicative interactions in social representations.

International Review of Social Psychology, 37(1), 1–14.

<https://doi.org/10.5334/irsp.973>

Rouquette, M.-L., & Boyer, H. (2010). Citoyens penseurs et politiques pensées. *Mots*, 92, 5–19.

Rozendo, A. da S., Giacomozzi, A. I., & Gizzi, F. (2023). O Brasil como epicentro mundial da COVID-19: Estudo de representações sociais. *ECOS – Estudos Contemporâneos da Subjetividade*, 13(1). Disponível em

<http://www.periodicoshumanas.uff.br/ecos/article/view/3193>

Sá, C. P. (1998). *A construção do objeto de pesquisa em representações sociais*. Rio de Janeiro: Editora UERJ.

Scott, J. (2017). *Social network analysis (4th ed.)*. SAGE.

<https://doi.org/10.4135/9781529716597>

Vosoughi, S., Roy, D., & Aral, S. (2018). The spread of true and false news online.

Science, 359(6380), 1146–1151.

<https://www.science.org/doi/10.1126/science.aap9559>

Vitali, M. M., Presotto, G. C., Gizzi, F., Gomes, M. A., & Giacomozzi, A. I. (2021).

#BlackLivesMatter: A study of social representations from Twitter. *Community Psychology in Global Perspective*, 8(1), 1–19. <https://doi.org/10.1590/S0102-69922>