

Deteção de posicionamento como abordagem para identificação de conteúdo desinformativo

Stance Detection as an Approach to Identifying Disinformative Content

Detección de posicionamiento como enfoque para la identificación de contenido desinformativo

RAPHAEL MOISÉS PEREIRA BRITO

Científico en formación en neurociencia y ciencia de datos, con interés en neurociencia aplicada a redes sociales, computación social, emociones y desinformación. Participa en estudios que combinan análisis de redes y PLN aplicados al estudio de odio, desinformación y violencia política. Integra el proyecto Observatorio de Agricultura Familiar en las Redes, en colaboración con el Ministerio de Desarrollo Agrario.

PAULO ROBERTO ELIAS DE SOUZA

Científico político y doctor por la Universidade Federal do ABC (UFABC), donde realiza investigación posdoctoral con beca CAPES. Actúa en áreas como comunicación y política, internet y democracia, partidos y sistemas electorales. Es investigador asociado en el Instituto Democracia em Xequê y en el proyecto Observatorio de Agricultura Familiar en las Redes.

PATRÍCIA DIAS DOS SANTOS

Analista de datos y doctora en Ciencia de la Computación por la UFABC. Investigadora asociada al Instituto Democracia em Xequê. Trabaja con análisis de redes sociales, computación social y PLN aplicados al estudio de odio, desinformación y violencia política. Integra el proyecto Observatorio de Agricultura Familiar en las Redes y participó en el Observatorio de Conflictos en Internet (FAPESP).

DENISE HIDEKO GOYA

Profesora de Ciencias de la Computación en la UFABC, con investigación en análisis de redes sociales y computación social. Participa en el Observatorio de Agricultura Familiar en Redes, en colaboración con el Ministerio de Desarrollo Agrario, y en el Centro de Ciencia para el Desarrollo de Tecnología de Asistencia para la Educación Bilingüe de Sordos (FAPESP).

Detecção de posicionamento como abordagem para identificação de conteúdo desinformativo

Stance Detection as an Approach to Identifying Disinformative Content

Detección de posicionamiento como enfoque para la identificación de contenido desinformativo

Raphael Moisés Pereira Brito¹, Paulo Roberto Elias de Souza², Patricia Dias dos Santos³ e Denise Hideko Goya⁴

Universidade Federal do ABC, Brasil

¹ raphael.brito@aluno.ufabc.edu.br (<https://orcid.org/0009-0007-2186-4499>)

² paulo.souza@ufabc.edu.br (<https://orcid.org/0000-0002-5847-241X>)

³ patricia.santos@ufabc.edu.br (<https://orcid.org/0000-0002-4109-8097>)

⁴ denise.goya@ufabc.edu.br (<https://orcid.org/0000-0003-0852-6456>)

Recibido: 20-11-2025 / Aceptado: 07-04-2026

<https://doi.org/10.18800/conexion.202601.003>

RESUMO

Compreender os posicionamentos expressos em textos é fundamental para detectar e combater a disseminação de desinformação online. Ao analisar como usuários se posicionam em relação a determinados tópicos, é possível identificar padrões de comportamento e conteúdos potencialmente enganosos. Este estudo tem por objetivo avaliar a aplicabilidade da detecção de posicionamento como abordagem para identificar conteúdo desinformativo, com foco em discussões sobre urnas eletrônicas no Brasil, entre fevereiro e novembro de 2022. Busca-se identificar o posicionamento de usuários em redes sociais, destacar formações discursivas e atores influentes, além de ca-

racterizar o comportamento interacional na propagação de desinformação. Os procedimentos metodológicos incluem técnicas algorítmicas para análise de redes sociais, identificação de posicionamento a partir das interações, modelagem de tópicos e uso de TF-IDF para rotulação e análise. As fontes de dados são postagens públicas no Twitter (X) e conteúdos desinformativos verificados por agências de checagem confiáveis.

ABSTRACT

Understanding stances expressed in texts is essential to detect and combat the spread of online disinformation. By analyzing how users position themselves on a specific topic, it is possible to identify

behavioral patterns and potentially misleading content. This study aims to evaluate the applicability of stance detection as an approach to identifying disinformative content, focusing on discussions about electronic voting machines in Brazil between February and November 2022. The objective is to identify users' stances in social media debates, highlight discursive formations and influential actors, and characterize interactional behavior in the propagation of disinformation. Methodological procedures include algorithmic techniques for social media data analyses, stance identification based on user interactions, topic modeling, and the use of TF-IDF for labeling and analysis. The data sources are public posts on Twitter—currently X—and disinformative content verified by reliable fact-checking agencies. This research demonstrates the feasibility of stance detection combined with topic modeling.

RESUMEN

Comprender los posicionamientos expresados en los textos es esencial para detectar y combatir la propagación de la desinformación en línea. Al analizar cómo los usuarios se posicionan frente a determinados temas, es posible identificar patrones de comportamiento y contenido potencialmente engañosos. Este estudio tiene como objetivo evaluar la aplicabilidad de la detección de posicionamiento como enfoque para identificar contenido desinformativo, centrándose en deba-

tes sobre las urnas electrónicas en Brasil entre febrero y noviembre de 2022. Se busca identificar el posicionamiento de los usuarios en redes sociales, destacar formaciones discursivas y actores influyentes, y caracterizar el comportamiento interaccional en la propagación de desinformación. Los procedimientos metodológicos incluyen técnicas algorítmicas para el análisis de datos en redes sociales, identificación de posicionamiento a partir de las interacciones, modelado de temas y uso de TF-IDF para la rotulación y el análisis. Las fuentes de datos son publicaciones públicas en Twitter —ahora X— y contenidos verificados por agencias confiables de verificación.

PALAVRAS-CHAVE / KEYWORDS / PALABRAS CLAVE

Desinformação, detecção de posicionamento, urnas eletrônicas, redes sociais de internet, comportamento online / disinformation, stance detection, electronic voting machines, social media, online behavior / desinformación, detección de posicionamiento, urnas electrónicas, redes sociales, comportamiento en línea

A disseminação de conteúdo desinformativo nas redes sociais tem se tornado um desafio significativo na era da informação digital, especialmente durante a pandemia da COVID-19 e nas eleições de 2022, o que ocasionou um negacionismo de políticos de extrema-di-

reita em relação a pandemia (Falkenbach e Greer, 2021) e alegações de fraudes nas urnas eletrônicas utilizadas na eleição de 2022. Plataformas como o X (Twitter) têm se destacado como espaços propícios para a rápida disseminação de informações, tanto verdadeiras quanto falsas, relacionadas à saúde pública e à política, principalmente por serem usadas constantemente por políticos. A falta de filtros eficazes para identificar e combater a desinformação ocasiona impactos negativos em diversos assuntos, levando a decisões equivocadas, aumento do medo e pânico na população.

No cenário atual, a detecção de posicionamento e a rotulação automática e a análise de dados de usuários do Twitter estão se tornando cada vez mais relevantes como uma abordagem promissora para entender como a plataforma é utilizada na disseminação de informações enganosas (Aldayel e Magdy, 2021; Küçük e Can, 2020). Hardalov et al. (2022) defendem que ainda não há uma visão geral abrangente sobre como diferentes abordagens de detecção de posicionamento são usadas para identificar conteúdo falso. A detecção de posicionamento pode servir como uma ferramenta de verificação de fatos, coletando opiniões de usuários ou textos sobre uma alegação ou manchete específica, apoiando a verificação de fatos e o estudo de desinformação.

Essa técnica envolve a aplicação de métodos de processamento de linguagem

natural e aprendizado de máquina para classificar automaticamente os usuários com base em suas características, comportamento e conteúdo de seus *tweets* (D'Andrea et al., 2019). Através dessa classificação automática, torna-se viável identificar padrões e características compartilhadas entre os usuários que disseminam informações enganosas acerca das urnas eletrônicas, especialmente no contexto das eleições. Essa abordagem possibilita uma análise mais precisa desse fenômeno, permitindo a detecção tanto da desinformação quanto das opiniões distorcidas dos usuários (Jungherr et al., 2017).

A discussão sobre a questão da insegurança das urnas eletrônicas em eleições brasileiras não é um fenômeno recente, mas começou a ter um maior destaque a partir da eleição do ex-presidente Bolsonaro em 2018. A partir disso, Bolsonaro e seus aliados questionaram a credibilidade das urnas eletrônicas, alegando até mesmo ocorrências de fraudes durante o processo eleitoral daquele ano e postando publicações relacionadas a essas ocorrências (Ruediger, 2022). Em 2021, Bolsonaro apoiou a PEC do Voto Impresso (Proposta de Emenda à Constituição 135/19), que tinha como interesse a implementação de um novo procedimento para as eleições presidenciais de 2022. Contudo, essa proposta foi rejeitada, no mesmo ano, pela Câmara dos Deputados. A PEC do Voto Impresso previa a impressão dos números digitados nas urnas eletrônicas,

com os papéis impressos sendo automaticamente depositados em uma urna de acrílico. O principal objetivo seria ter a possibilidade de fazer uma apuração manual dos votos em caso de suspeitas de fraude no sistema eletrônico, segundo os defensores da proposta (Azevedo, 2021).

A detecção de posicionamento pode desempenhar um papel vital na verificação de conteúdos duvidosos, principalmente em discussões com conteúdo polarizado: por um lado, temos usuários que questionam informações falsas e tendem a confirmar informações verdadeiras, enquanto, por outro, temos usuários que espalham informações falsas por acreditar no conteúdo ou por motivos maliciosos. Neste estudo foi realizada uma análise da disseminação de desinformação por usuários do Twitter, considerando o posicionamento dos usuários em relação ao tópico discutido. Ao abraçar tal abordagem, podemos desvendar padrões ocultos e interações complexas entre usuários, bem como identificar perfis potencialmente responsáveis pela propagação de informações enganosas. Essa pesquisa tem como objetivo avaliar a aplicação de uma técnica de detecção de posicionamento para identificar conteúdos desinformativos em um grande conjunto de dados composto por postagens sobre urnas eletrônicas no Brasil, coletadas no Twitter entre fevereiro e

novembro de 2022. Além disso, busca-se identificar os principais discursos e atores influentes, bem como compreender o comportamento interacional dos usuários na propagação de desinformação. Especificamente, pretende-se detectar conteúdos desinformativos com base em termos de notícias verificadas, mapear usuários que disseminam ou refutam desinformação, resumir formações discursivas, analisar as relações entre os participantes ao longo do tempo, apresentar os resultados em visualizações de dados claras e realizar validação manual para assegurar a precisão das análises.

Referencial teórico

A seguir, foi feita uma revisão teórica dos métodos de estudo empregados nesta pesquisa.¹

Análise de redes de retweets e usuários mais influentes

A análise de redes sociais, segundo Wattenberg (2006), envolve três tarefas principais: a identificação de comunidades, a identificação de atores centrais e a análise das conexões. A primeira tarefa agrupa os atores conforme seus atributos e avalia a densidade das conexões. A segunda tarefa identifica os atores centrais, que têm mais conexões, e os pontos de articulação entre comunidades. A terceira tarefa ana-

¹Embora o Twitter tenha passado a se chamar X e alguns termos relacionados a postagens e repostagens tenham sido alterados, para fins de clareza e consistência neste artigo, utilizaremos a nomenclatura tradicional: *tweet* e *retweet*.

lisa o papel e as posições das conexões, considerando as interações dentro e fora das comunidades.

Uma forma de analisar essas redes é por meio de um grafo de redes/interações, onde os usuários são representados como nós e as interações como arestas. Essa análise permite identificar indivíduos influentes na disseminação de conteúdo, fornecendo análises importantes sobre a dinâmica da interação na rede social e os meios pelos quais o conteúdo é disseminado (Freitas et al., 2008; Oliveira, 2022).

A análise estrutural dessas redes é particularmente relevante no contexto da circulação de informações nas plataformas digitais, uma vez que atores centrais podem desempenhar um papel decisivo na amplificação de determinados conteúdos, incluindo informações distorcidas, falsas ou enganosas.

Desordem da informação, fake news e conteúdo com desinformação

A desinformação, ou disseminação de informações falsas, tem impactos significativos na sociedade. O declínio da confiança nas instituições é uma consequência direta, levando as pessoas a questionarem verdades e instituições estabelecidas. A luta para discernir o verdadeiro do falso se torna mais difícil em meio à disseminação de visões extremistas e teorias da conspiração (Ireton e Posetti, 2019). Essas

informações falsas podem enfraquecer a democracia ao influenciar a opinião pública de maneira negativa.

A desordem de informação pode ser dividida em três categorias principais: desinformação, má-informação e informação incorreta. Essas categorias são definidas da seguinte maneira (Agajanian e Moran, 2024; Wardle e Hossein, 2017): a informação incorreta (*misinformation*) refere-se a informações falsas disseminadas por indivíduos que acreditam sinceramente em sua veracidade, ou seja, sem a intenção deliberada de causar danos. A desinformação (*disinformation*) trata-se da disseminação intencional de informações falsas por indivíduos que têm pleno conhecimento de sua falsidade, com o propósito deliberado de enganar e desinformar outras pessoas. Por fim, a má-informação (*mal-information*) refere-se a informações baseadas em fatos reais, mas que são distorcidas ou manipuladas de forma a causar danos a indivíduos, organizações ou países. Embora contenham elementos de verdade, essas mensagens são produzidas, distribuídas ou manipuladas por agentes com intenções maliciosas, prejudicando o interesse público.

Diante da crescente circulação de conteúdos enganosos nas plataformas digitais, diferentes iniciativas passaram a atuar na verificação sistemática de informações, dando origem ao crescimento das agências de *fact-checking*.

Verificação de informação por agências de fact-checking

A prática de verificação de informações se tornou essencial diante da crescente influência das redes sociais e da proliferação de informações errôneas na internet, ganhando relevância desde o início dos anos 2000, experimentando um notável aumento nos últimos anos. Até o ano de 2016, já havia 113 grupos ativos de verificação de fatos em escala global, dos quais 90 deles foram estabelecidos após 2010 (Guo et al., 2022). Com a ascensão das redes sociais e a disseminação preocupante de informações falsas ou informações com conteúdo desinformativo, a necessidade de uma verificação de fatos rápida e precisa tornou-se crucial.

Embora o trabalho das agências de verificação seja fundamental, o grande volume de informações que circula nas redes sociais torna necessária a utilização de métodos computacionais capazes de identificar padrões de desinformação em larga escala.

Rotulação de posicionamento

A rotulação de posicionamento é uma técnica utilizada para detectar e rotular automaticamente se o autor de um texto adota uma postura favorável, contrária ou neutra em relação a um tópico ou proposição (Mohammad et al., 2017). Essa técnica é utilizada em várias áreas, como análise de sentimentos, estudos de opi-

nião pública e monitoramento de redes sociais.

No contexto das redes sociais, a rotulação de posicionamento se integra com a análise de padrões de interação entre os usuários, especialmente através da observação de atividades de *retweet* (Darwish et al., 2020). *Retweets* são ações que indicam aprovação, disseminação de informação ou alinhamento com o conteúdo original, e sua análise pode revelar como as opiniões e influências se espalham em uma rede social.

Ao aplicar a rotulação de posicionamento, o objetivo é não apenas entender a opinião individual, mas também mapear comunidades de usuários com comportamentos e interesses semelhantes. Esses agrupamentos, ou *clusters*, são formados com base na similaridade dos padrões de *retweet* dos usuários (Santos e Goya, 2023). Identificar tais *clusters* ajuda a elucidar a dinâmica interna da rede social, como a formação de grupos de discussão, a propagação de informações, a influência de certos usuários dentro da rede e a identificação do posicionamento baseado nos tópicos desses grupos.

Modelagem de tópicos

Para compreender uma quantidade substancial de informações provenientes das redes sociais, há uma crescente dependência de ferramentas computacionais que facilitam a organização e a compre-

ensão desses dados (Blei, 2012; Hofmann, 1999). A modelagem de tópicos é uma técnica utilizada no campo da análise de dados, oferecendo uma abordagem sistemática para identificar e compreender os principais tópicos subjacentes em grandes conjuntos de dados. Ao empregar algoritmos de aprendizado de máquina e métodos estatísticos, permite uma análise profunda dos dados, revelando padrões e relações textuais entre os dados (Souza et al., 2020). Tal abordagem auxilia na identificação dos termos principais e suas semelhanças, inclusive na observação de mudanças nos termos ao longo do tempo (Blei, 2012; Kaszubowski, 2016).

Além de sua utilidade na identificação de tópicos principais, a modelagem de tópicos também desempenha um papel crucial na análise de *clusters* e grupos de dados. Ao observar os termos mais frequentemente associados em conjuntos específicos de dados, essa abordagem permite a identificação de comunidades ou segmentos semelhantes dentro do conjunto de dados (Santos e Goya, 2023). Essa compreensão dos *clusters* facilita a análise do posicionamento e das características únicas de cada grupo.

Deteccção de conteúdo desinformativo

A deteção de desinformação é um campo de extrema importância, especialmente diante do crescente volume de informações falsas que circulam nas redes sociais e plataformas digitais. Identificar conte-

údos com viés distorcido é crucial para mitigar os impactos sociais e políticos, como a influência na opinião pública e, em casos extremos, a incitação a eventos violentos no mundo real (Balmas, 2014; Choraś et al., 2021; Kang e Goldman, 2016; Oshikawa et al., 2020).

A deteção de conteúdo desinformativo envolve a verificação da veracidade das informações apresentadas como notícias. A exposição a notícias falsas pode gerar sentimentos de ineficácia, alienação e cinismo em relação a figuras políticas e processos democráticos, evidenciando a relevância desse problema (Cunha, 2021).

A rotulação de desinformação nos *tweets* refere-se ao processo de identificar e marcar conteúdos que propagam informações falsas ou enganosas nas redes sociais. Esse processo é fundamental para distinguir fontes de desinformação de fontes legítimas de informação. Esses atores de desinformação muitas vezes operam em redes que competem diretamente com fontes de informação legítimas, como jornalistas, que são vinculados a padrões editoriais rigorosos e possuem maior transparência e responsabilidade (Choraś et al., 2021; Oshikawa et al., 2020).

Segundo Guo et al. (2022), a abordagem para detectar e rotular desinformação trata o problema como uma classificação binária, onde se busca discernir se uma notícia contém informações enganosas ou falsas. Este desafio, relativamente

novo no campo do processamento de linguagem natural, é de grande importância devido ao impacto potencial da desinformação na sociedade (Balmas, 2014; Choraś et al., 2021; Oshikawa et al., 2020).

Metodologia

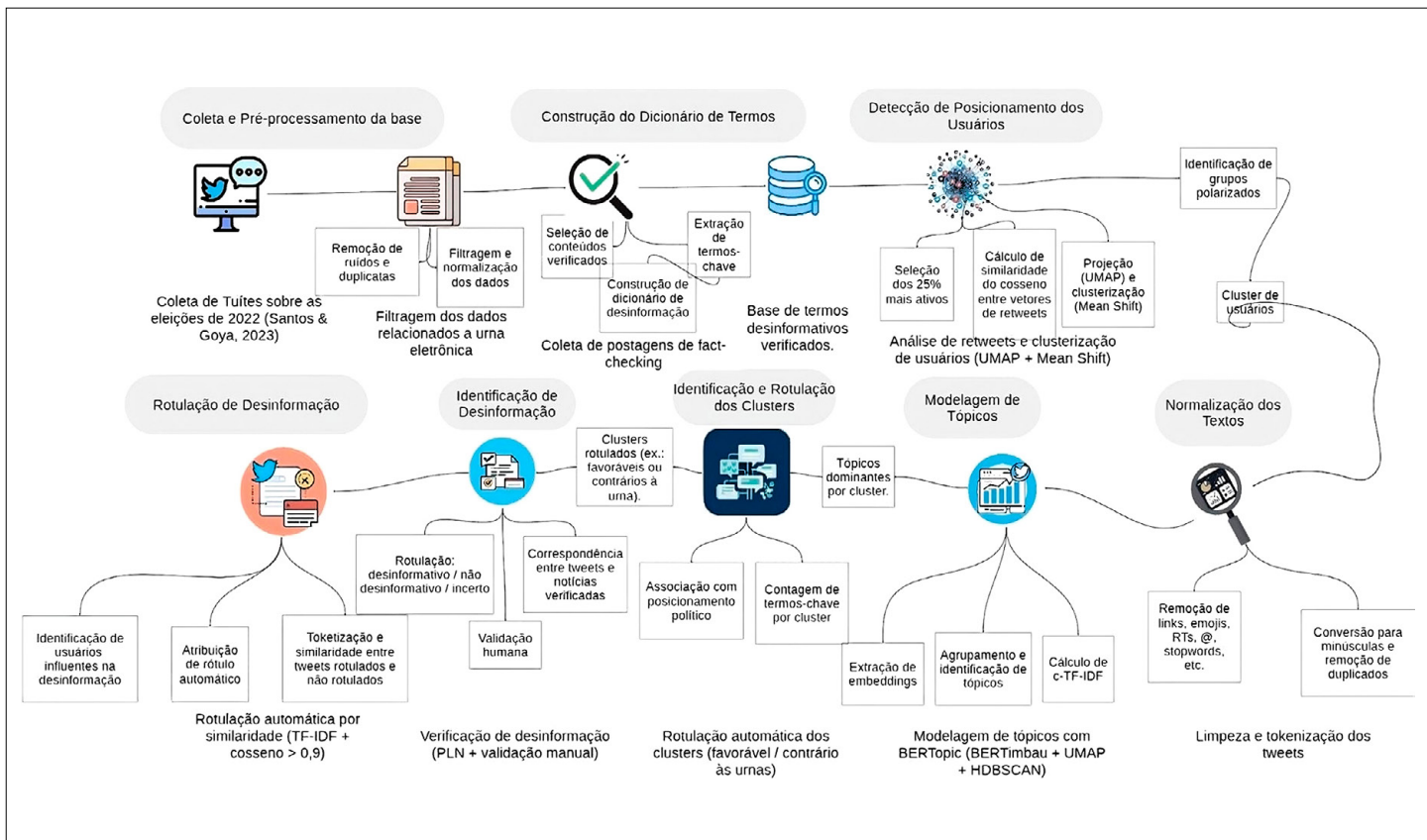
A metodologia do estudo é apresentada no fluxograma da Figura 1, que organiza o processo analítico em oito etapas interconectadas. O esquema representa de forma visual e sequencial o fluxo de atividades que combina técnicas computacionais de mineração de dados, implementadas no Python², e análise discursiva para identificar desinformação e compreender os posicionamentos dos usuários sobre as urnas eletrônicas no Twitter durante as eleições de 2022.

A Etapa I - Coleta e Pré-processamento da Base corresponde à fase inicial de obtenção dos *tweets*, previamente coletados via API v2 do Twitter (Santos e Goya, 2023). Posteriormente, os dados foram filtrados para incluir apenas conteúdos que possuíam termos como urnas eletrônicas, voto impresso, sistema eleitoral e eleições, e submetidos à remoção de ruídos, duplicatas e informações irrelevantes. Essa limpeza garantiu a consistência e a confiabilidade dos dados que alimentaram as análises seguintes, tendo 186 916 dados referente às eleições de 2022.

Na Etapa II - Construção do Dicionário de Termos de *fact-checking* foram reunidas postagens de agências de *fact-checking* (como Aos Fatos, Lupa, Fato ou Fake, Estadão Verifica e Boatos.org) contendo verificações de notícias falsas sobre o sistema eleitoral. A partir dessas fontes, extraiu-se um conjunto de termos-chave baseado no conteúdo desinformativo que foi verificado, resultando em um dicionário de desinformação que serviu de base para as etapas posteriores.

A Etapa III - Detecção de Posicionamento dos Usuários envolveu a análise das redes de *retweets*, considerando que o ato de retuitar frequentemente indica concordância. Mesmo que indique concordância (Darwish et al., 2020), eles também podem ter intenção crítica ou ser contas que utilizam da ironia de certos conteúdos e retuitam esses conteúdos em tom de ironia. Para reduzir esse viés, a análise considerou padrões de interação e *clusters* de similaridade de posicionamento, mas essa limitação não pode ser totalmente eliminada. Foram calculadas medidas de similaridade do cosseno entre os usuários e aplicados os algoritmos UMAP (Uniform Manifold Approximation and Projection) e Mean Shift para a formação de *clusters* representando grupos de usuários com comportamentos discursivos semelhantes. Essa etapa permitiu identificar polos de alinhamento ideológico e redes de interação polarizadas.

Figura 1
Fluxograma sobre a metodologia aplicada



A Etapa IV - Normalização dos Textos teve como foco a preparação dos *tweets* para as análises linguísticas. Foram removidos *links*, emojis, *hashtags*, menções e outros elementos não textuais, além de serem aplicadas técnicas de tokenização, conversão para letras minúsculas e exclusão de duplicatas e *stopwords*. Essa padronização facilitou a modelagem semântica e reduziu o ruído textual característico das redes sociais.

Em seguida, a Etapa V - Modelagem de Tópicos foi conduzida utilizando o método BERTopic, baseado no modelo BERT-Timbau, uma versão do BERT treinada em português. Essa técnica possibilitou a identificação de temas dominantes dentro de cada grupo de usuários, a partir de *embeddings* semânticos e do cálculo de c-TF-IDF, destacando as palavras mais representativas de cada conjunto discursivo.

Na Etapa VI - Identificação e Rotulação dos *Clusters*, os agrupamentos de usuários foram rotulados automaticamente conforme os termos predominantes em seus discursos, distinguindo-se entre posicionamentos favoráveis ou contrários às urnas eletrônicas. Essa rotulação permitiu associar as dinâmicas de interação aos alinhamentos ideológicos observados.

Na Etapa VII - Identificação de Desinformação, utilizando técnicas de processamento de linguagem natural (PLN), foi feita uma correspondência semântica

entre os *tweets* e os termos criados a partir da coleta de conteúdo verificado por agências de *fact-checking* e, posteriormente, uma validação manual conduzida por três pesquisadores independentes. A concordância entre os avaliadores foi mensurada por meio do índice de Fleiss' kappa, garantindo maior confiabilidade e precisão na classificação dos *tweets* como desinformação.

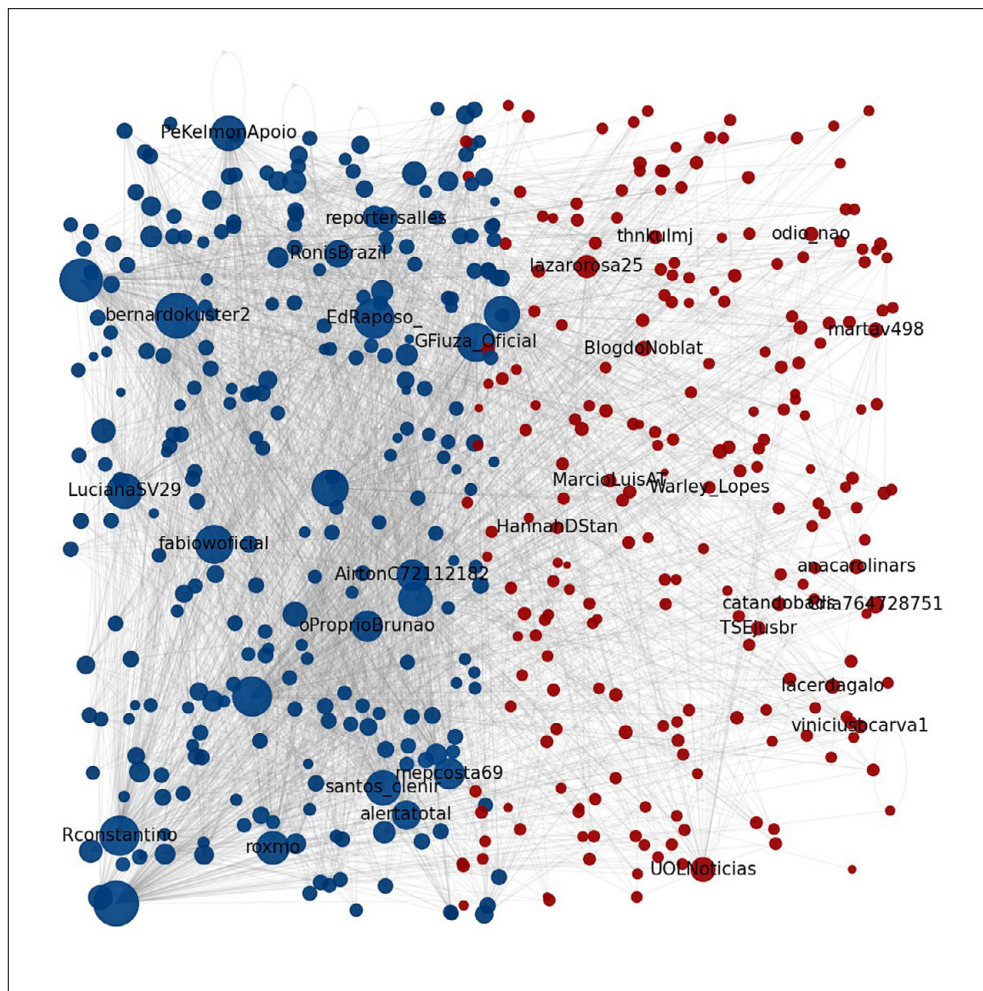
Por fim, a Etapa VIII - Rotulação Automática de Desinformação ampliou a análise para toda a base de dados, aplicando um processo de rotulação automática baseado em similaridade semântica (TF-IDF e cosseno ≥ 0.9). Assim, foi possível identificar, de forma escalável, os *tweets* potencialmente desinformativos e os usuários mais influentes na propagação de desinformação.

Resultados e discussão

Análise de redes de retweet e grafos de redes

Foi criado um grafo para analisar as redes de influência e centralidade dos usuários nas postagens sobre as eleições, os nós em azul representaram usuários contrários às urnas eletrônicas, enquanto os nós em vermelho indicaram usuários favoráveis (Figura 2). Para facilitar a visualização, o grafo foi limitado aos 60 usuários mais retuitados e seus 60 retuidadores mais ativos, com objetivo de entender os usuários mais influentes nas redes

Figura 2
Grafo de redes de retweets, Cluster 0 (em azul) e Cluster 1 (em vermelho)



de interação. Usuários como @bernardo*****2, @alex*****, @GFi***_Oficial e @Rcons*****no foram identificados como os mais influentes, acumulando 13 021 *retweets*, o que representa aproximadamente 21% de todos os *retweets* do período. O grau de entrada de cada nó mostra as conexões que esses usuários receberam, que em média foi aproximadamente 947.86. A presença de poucos usuários altamente centrais sugere uma estrutura de difusão baseada em perfis influentes, responsáveis por amplificar determinados conteúdos dentro da rede. Esse padrão foi consistente com estudos sobre propagação de informação em redes sociais, que indicam que atores com alto grau de centralidade tendem a desempenhar um papel fundamental na circulação de narrativas políticas e na amplificação de conteúdos polarizados.

Detecção de posicionamento baseado em interações de retweet

Foram identificados dois *clusters* polarizados: o *Cluster* 0 (contrário às urnas eletrônicas) e o *Cluster* 1 (favorável), como ilustrado na Figura 3 referentes ao todo e o *cluster* a que pertencem. A formação de dois agrupamentos distintos indica presença de polarização discursiva, fenômeno amplamente observado em debates políticos nas redes sociais. Esse padrão sugere que os usuários tendem a interagir e compartilhar conteúdos principalmente com atores que possuem posicionamentos semelhantes, reforçando dinâmicas

de homofilia e formação de comunidades ideologicamente alinhadas.

Modelagem de tópicos

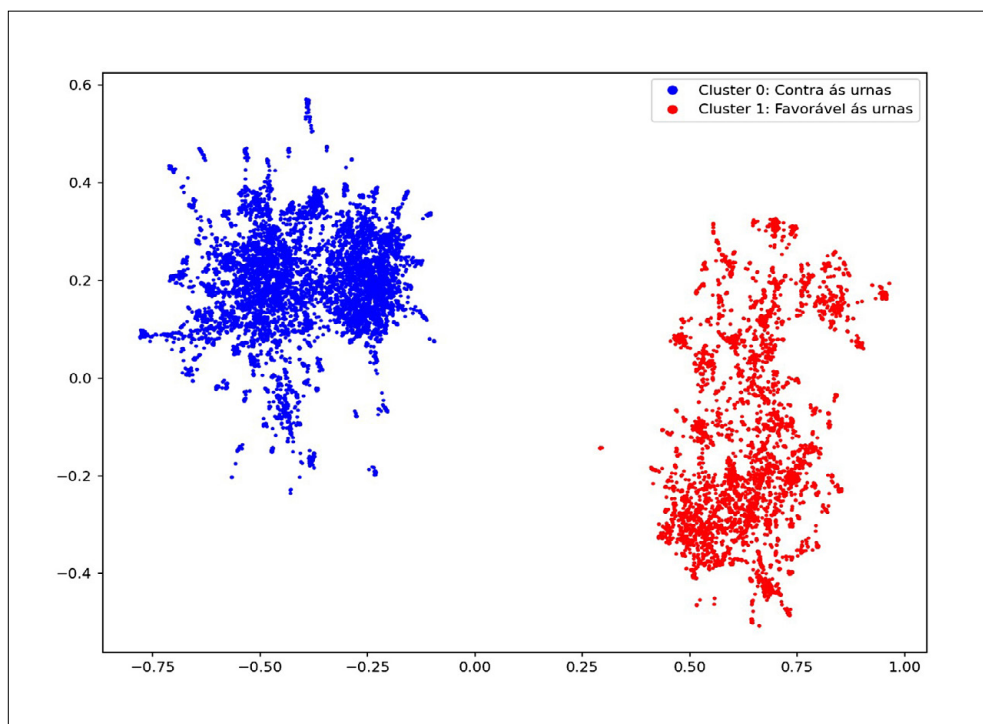
A modelagem de tópicos permitiu identificar os principais temas em cada *cluster*, excluindo *tweets* duplicados para maior precisão. Os usuários do *Cluster* 0 fizeram publicações relacionadas aos tópicos mencionados cerca de 17 877 vezes, enquanto os usuários do *Cluster* 1 fizeram 5348 publicações com similaridade aos tópicos identificados nele. A similaridade notável entre esses tópicos reflete a natureza comum dos termos coletados. No *Cluster* 0, os principais usuários foram @bernardo*****2 e @GFi***_Oficial, enquanto no *Cluster* 1 destacaram-se @alex***** e @PedroR*****2. As nuvens de palavras na Figura 4, ilustram os principais tópicos entre os *clusters*, com o *Cluster* 0 (em azul) enfatizando a desconfiança no sistema eleitoral e a defesa do voto impresso como prova de auditoria contra possíveis fraudes, utilizando narrativas que mobilizam argumentos técnicos ou institucionais para sustentar suspeitas sobre processos eleitorais, enquanto o *Cluster* 1 (em vermelho) foca na defesa da democracia e na confiança nas urnas eletrônicas como parte de um processo eleitoral legítimo.

Detecção do posicionamento dos clusters

A análise das palavras-chave revelou diferenças significativas entre os grupos

Figura 3

Formação gráfica, utilizando a biblioteca UMAP, dos conjuntos de dados similares



Nuvem de palavras dos tópicos mais frequentes do Cluster 0 (em azul) e 1 (em vermelho)



identificados. No *Cluster 0*, associado às publicações contrárias às urnas eletrônicas, destacaram-se termos como *contra voto*, *audatável voto*, *impresso voto*, *lei*, *povo* e *comprova*. Esses termos indicam um discurso voltado à crítica do sistema eleitoral, mostrando que usuários desse *cluster* desejavam o voto impresso audível. Por outro lado, o *Cluster 1*, composto por publicações favoráveis às urnas eletrônicas, apresentou termos como *urnas eletrônicas*, *confiável*, *eleição*, *voto*, *ministro* e *alexandre*. Nesse grupo, observa-se uma valorização da segurança e legitimidade do sistema de votação, reforçando a confiança nas instituições eleitorais.

O Quadro 1 apresenta os dicionários de termos de cada *cluster*, evidenciando as diferenças de enfoque discursivo entre os grupos.

Identificação de conteúdo potencialmente desinformativo

Nesta subseção, apresentam-se a identificação e caracterização do conteúdo potencialmente desinformativo nos *tweets* analisados. Para isso, foram utilizados os termos extraídos de notícias de *fact-checking*, definidos como termos-chave para a detecção automatizada de desinformação. O processo foi conduzido por algoritmos de processamento de linguagem natural, capazes de reconhecer a ocorrência desses termos nos textos publicados no Twitter.

Após a identificação automática, foi realizada uma verificação manual, assegurando a validação da presença efetiva de desinformação, sendo analisados 1541 tuítes. Os *tweets* foram rotulados de acordo com a correspondência entre as informações verificadas nas notícias e os conteúdos publicados, conforme exemplificado no Quadro 2.

A correspondência média entre os termos das notícias e os textos dos *tweets* variou de 4.6 a 9 termos por *tweet*, o que indica alta consistência metodológica, já que as listas de termos criadas para cada notícia variavam, em média, entre 4 e 9 termos. Apesar dessa precisão, 38.2% dos *tweets* do *Cluster 0* (992 *tweets*) e 59.5% dos *tweets* do *Cluster 1* (833 *tweets*) não puderam ser rotulados quanto à presença ou ausência de desinformação, devido à falta de correspondência direta com as fontes verificadas.

Os resultados quantitativos revelam uma diferença expressiva entre os grupos. Considerando apenas as postagens originais, o *Cluster 0* apresentou 52.5% de *tweets* com conteúdo desinformativo, enquanto o *Cluster 1* registrou apenas 8.9%. Essa diferença demonstra uma concentração mais acentuada de desinformação no *Cluster 0*, conforme ilustrado na Figura 5.

Essa diferença demonstra que o *cluster* com maior presença de desinformação está associado a discursos que questio-

Quadro 1

Dicionários de dados e classificação de cada dicionário

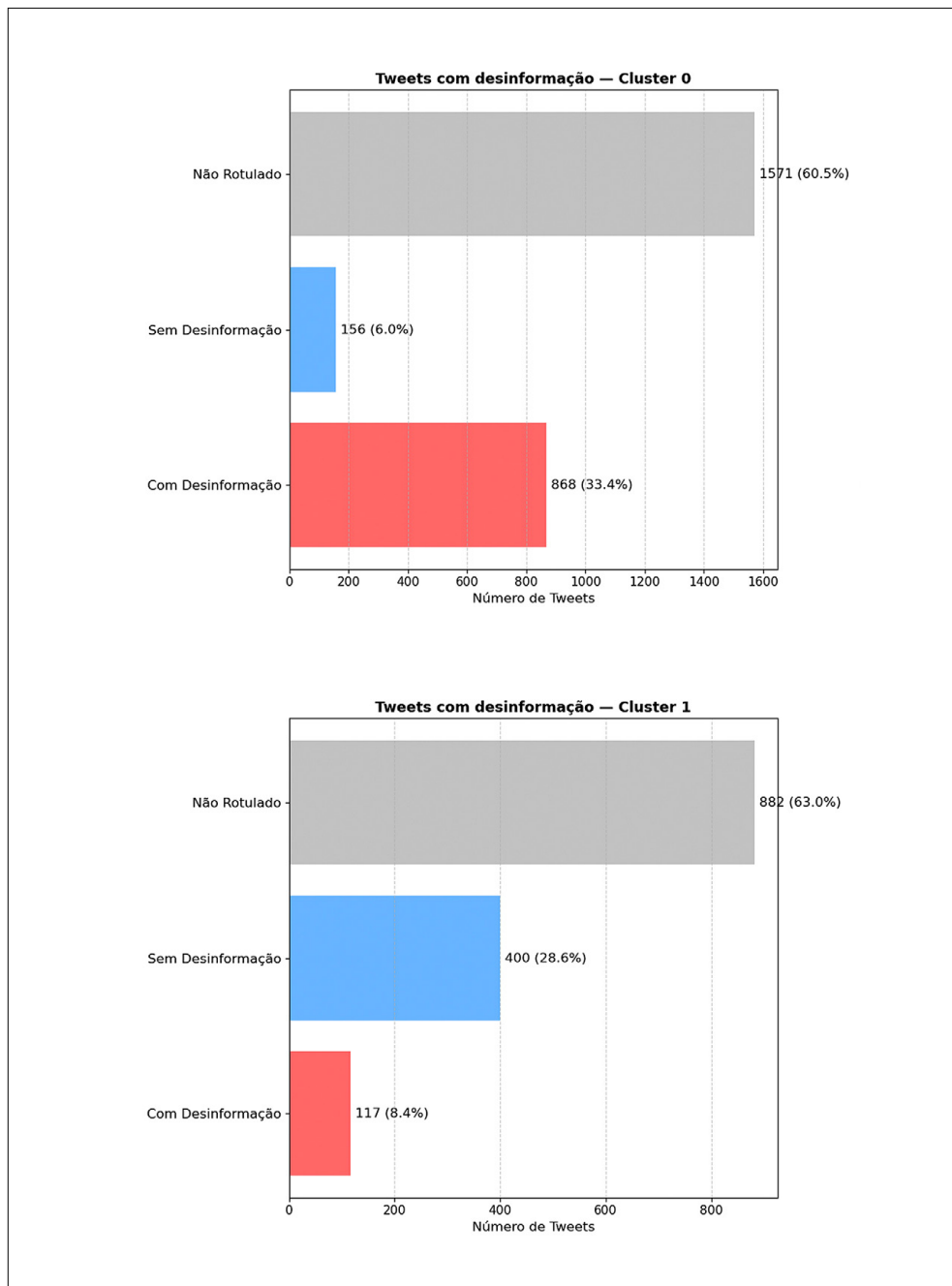
Contrários às urnas	<i>presidente, tanto, contra, vamos, contra voto, auditável voto, comprova, lei, alexandre, eletrônico, ministro, impresso voto, confiável, público, povo</i>
Favoráveis às urnas	<i>eleição, confiável, urnas eletrônicas, comprova, alexandre, ministro, voto</i>

Quadro 2

Exemplos da análise dos tweets encontrados e verificados que possuíam desinformação

Termos-chave da notícias	Texto	Cluster	Contém desinformação?	Título da notícia
fraudar urnas, vídeo de Diego Aranha, não testou as urnas, como fiscalizar as urnas, Vídeo viralizando Sábado, não tem como TSE Fraudar as urnas, algoritmo fraudulento, sistema mais frágil	Vamos aos fatos: quando pedíamos o voto impresso é justamente por isso, pois de nada adianta TSE ter as urnas mais seguras do mundo e ao mesmo tempo o sistema mais frágil do mundo. #CapitaoBolsonaro22	0	Sim	Vulnerabilidades em urnas citadas em vídeo de 2014 já foram corrigidas
Apertar confira seu voto, perderá voto, votos não computadorizados, votos serão anulados, teclar ok ou confirma	@CarlosBolsonaro, não adianta correremos atrás de votos se já temos a maioria. Contra os algoritmos é lutar para ter Voto impresso no segundo turno. Ou recolher os comprovantes de votação dos eleitores do seu pai. Acorda	0	Sim	Correntes no WhatsApp e no Telegram mentem sobre o que eleitor pode ou não fazer no domingo
TSE fraudar as urnas, fraudar eleições, derrota antecipada, fracasso eleitoral, Não votar nas urnas eletrônicas, muito mais votos registrados	@bernardo*****2 Certo mas eu não vi ninguém saindo nas ruas exigindo. O voto impresso para o 2o turno. Só vejo pessoas, reclamando e se desesperando. Assim não mudamos nosso Brasil, vocês estão conscientes, do que nos espera se o lado do mal ganhar fraudando as urnas.	1	Sim	Apertar "confirma" durante tela "confira seu voto" na urna eletrônica anula voto #boato
FRAUD3 NA ELEIÇÃO, Bolsonaro não pode deixar haver, Bolsonaro não deixa ter segundo turno, Fraude na eleição	Bolsonaro tá imitando NOVAMENTE o Trump (com ideia de Steve Bannon) de achar um meio de dizer que há fraude na eleição. Nos EUA foram "os votos pelos correios/ballots", aqui a fraude na urna não colou aí ele vem com fraude.	1	Não	Acusação de fraude eleitoral domina correntes de WhatsApp em grupos monitorados

Figura 5
 Gráfico referente aos tweets identificados com desinformação



nam a legitimidade das instituições eleitorais, frequentemente mobilizados por atores alinhados à extrema direita. Esse resultado sugere que tais grupos tendem a recorrer à circulação e amplificação de conteúdos enganosos como estratégia discursiva no debate político digital.

A análise dos *retweets* reforça essa tendência. No *Cluster 0*, 64.1% dos *retweets* (25 798 registros) correspondiam a postagens classificadas como desinformativas. Já no *Cluster 1*, apenas 4.1% (855 registros) dos *retweets* apresentaram conteúdo desse tipo.

Esses resultados sugerem que, além de maior presença de desinformação no *Cluster 0*, houve maior engajamento e disseminação dessas publicações.

A análise lexical dos *tweets* permitiu identificar os termos mais recorrentes nas postagens com desinformação (Figura 6). No *Cluster 0*, predominam narrativas que afirmam fraude nas urnas eletrônicas e manipulação institucional por parte do TSE e do STF. À luz da tipologia de desordem informacional proposta por Wardle e Hossein (2017), esse *cluster* se aproxima principalmente de *disinformation*, caracterizada pela disseminação deliberada de conteúdos enganosos para desacreditar o processo eleitoral. No *Cluster 1*, as narrativas são menos frequentes e concentram-se em supostas vulnerabilidades técnicas das urnas eletrônicas, aproximando-se mais de *misinformation*, isto é, informações im-

precisas ou enganosas que circulam sem evidência clara de coordenação estratégica (Agajanian e Moran, 2024).

Deteccão de desinformação utilizando rotulação automática

Ao analisar os dados não rotulados obtidos na etapa anterior, observou-se uma alta similaridade com os textos previamente rotulados. Com base nessa constatação, foi realizada uma rotulação automática empregando as técnicas descritas na metodologia. Os resultados indicaram que diversos *tweets* originalmente não rotulados apresentaram média de similaridade do cosseno de 0.94 com textos rotulados, demonstrando a robustez do método, apresentados no Quadro 3. Para avaliar o desempenho do modelo foram calculadas as métricas de classificação. O modelo apresentou acurácia de 0.949 e F1-score de 0.952 (Figura 7).

Após essa etapa, procedeu-se à verificação manual para identificar possíveis inconsistências de rotulagem. A análise quantitativa revelou que o *Cluster 0* apresentou 2155 *tweets* com desinformação (83.1%), enquanto o *Cluster 1* apresentou 307 *tweets* (22%). Essa diferença reflete padrões distintos de comportamento comunicacional entre os agrupamentos. Adicionalmente, foi avaliada a quantidade de *retweets* de conteúdo desinformativo rotulados automaticamente. O *Cluster 0* concentrou 33 298 *retweets* de desinformação (82.8%), enquanto o *Cluster 1* apre-

Os termos mais utilizados nas postagens identificadas com desinformação, em azul (cluster 0) e vermelho (cluster 1)

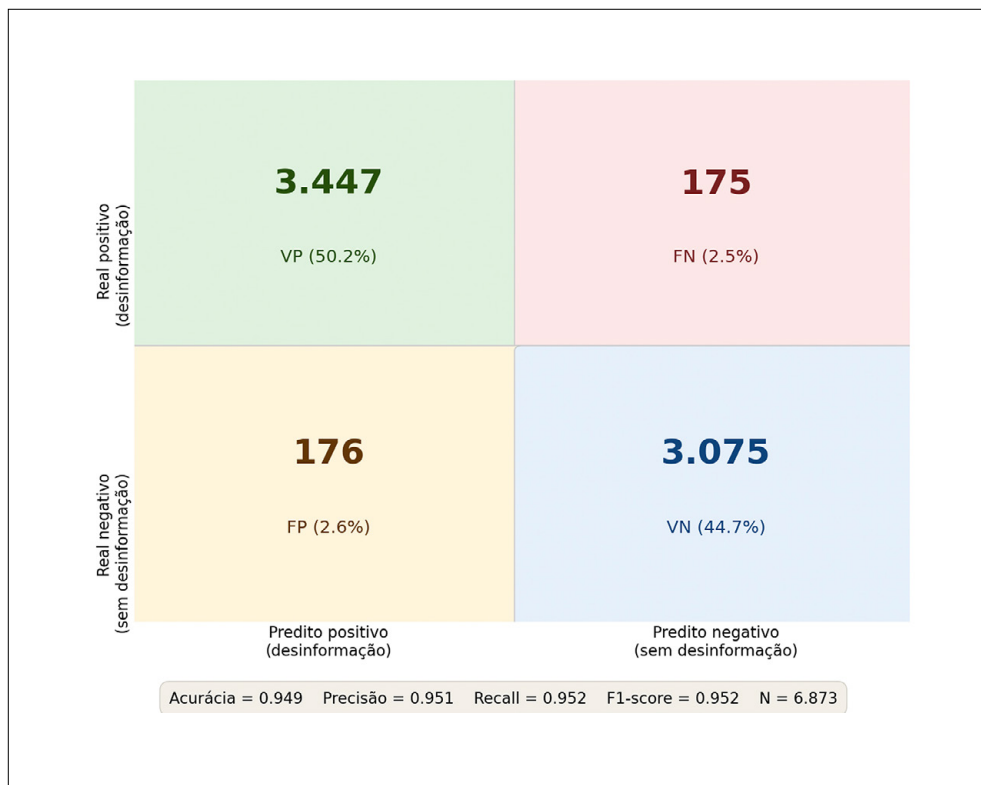


Quadro 3

Exemplos dos dados rotulados a partir da similaridade do cosseno

<i>Tweets</i>	Contém desinformação?	Similaridade do cosseno	<i>Cluster</i>
Pergunta ao UOL: A urna eletrônica é urna ou software que grava votos/ dados que são consolidados numa sala cofre? Inacreditável.	Sim	0.92	0
@filgm***** ganhou, mas não levou! o lula está posto e se quisermos ter eleições limpas é só cumprir a lei do voto auditável ou jogar dentro das 4 linhas, usando todos os dispositivos ou seremos jogados no colo do comunismo.	Sim	0.94	0
Eleitoras e Eleitores, o momento de digitar seu voto na urna eletrônica é sagrado, inviolável é individual. Não permitam nenhum tipo de coação, ameaça ou oferecimento de benefícios para constranger sua liberdade de votar.	Sim	0.91	1
pesquisa atlas confirma o sentimento do povo brasileiro, para desespero da turma da anti-vacina / cloroquina / voto impresso / radio impresso, etc. os números: ● lula: 53.2% ● mandrião: 46.8% agora é @lulaoficial de novo com a força do povo.	Sim	0.92	1

Figura 7
 Matriz de confusão do modelo



sentou 636 *retweets* (3.1%), conforme representado na Figura 8. Esses resultados indicam que o primeiro agrupamento foi responsável pela maior difusão de conteúdo desinformativo, tanto em número de publicações quanto em alcance. Por fim, observou-se que os usuários mais influentes em termos de engajamento também foram os que mais compartilharam desinformação.

Aproximadamente 66.6% dos 15 perfis mais influentes apresentaram alto volume de *retweets* de desinformação, e 91% dos usuários mais engajados estavam entre os principais disseminadores de conteúdos falsos. Esses resultados evidenciam uma correlação entre influência e propagação de desinformação nos *clusters* analisados. Usuários com maior centralidade na rede não apenas concentram visibilidade, mas também atuam como amplificadores estratégicos de conteúdos enganosos, reforçando a capacidade de difusão dessas narrativas no debate político digital. Além disso, observa-se que usuários alinhados a discursos contrários às urnas eletrônicas apresentam maior propensão à circulação de conteúdos associados à desordem informacional.

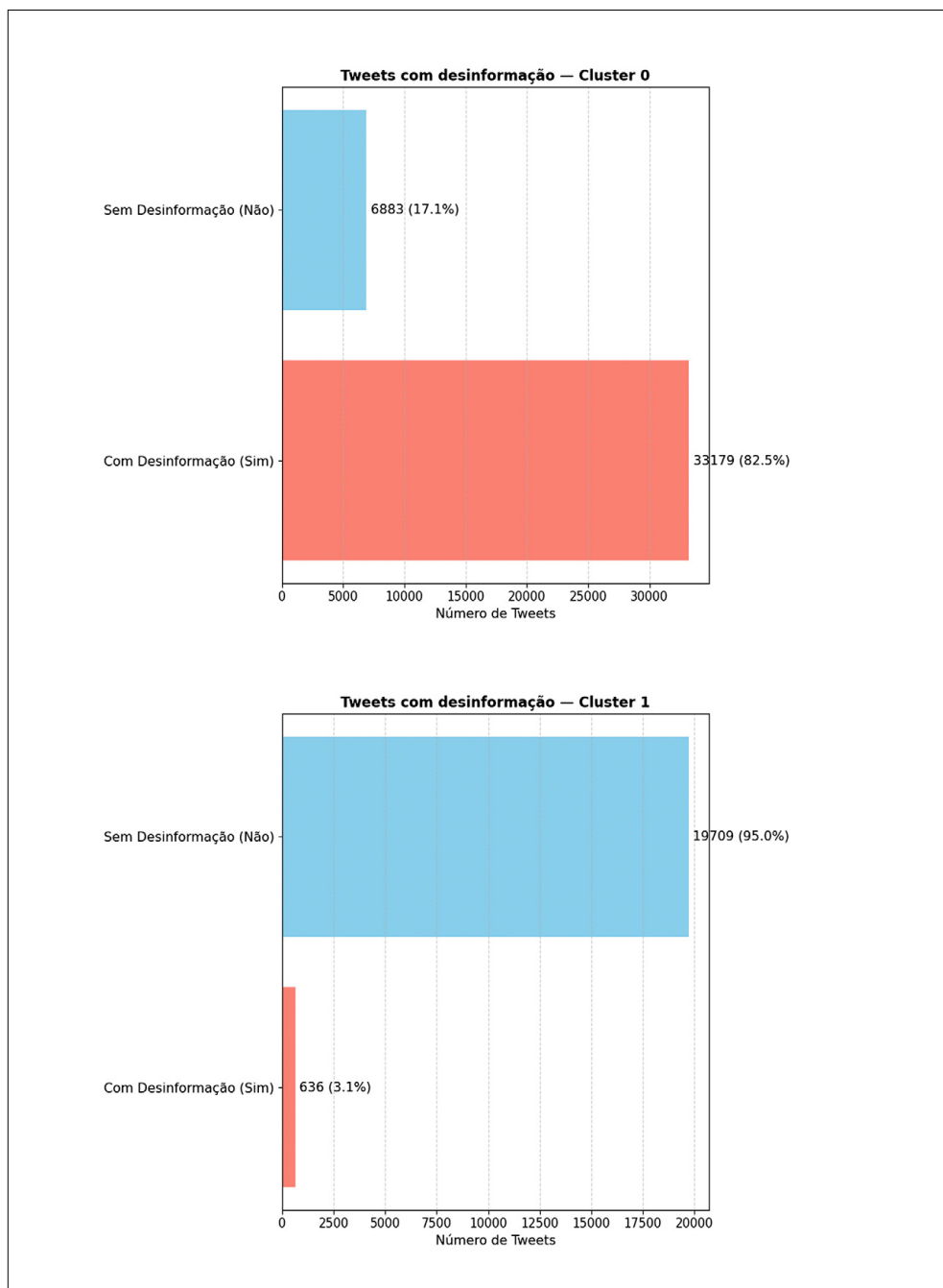
É importante destacar que os *tweets* que não puderam ser rotulados não necessariamente representam ausência de desinformação, mas sim a impossibilidade de estabelecer correspondência direta com os termos das notícias verificadas. Esses *tweets* podem conter desinformação ain-

da não mapeada pelas agências de *fact-checking*, ou podem abordar o tema de forma genérica, sem utilizar os termos específicos presentes no dicionário. A não rotulagem também pode decorrer de limitações inerentes à abordagem baseada em correspondência lexical, que não capta nuances semânticas ou contextuais, como ironia e sarcasmo.

Considerações finais

Este estudo demonstrou que a detecção de posicionamento e a modelagem de tópicos, para além de suas aplicações computacionais, constituem ferramentas analíticas poderosas para desvendar as dinâmicas políticas e discursivas que sustentam a disseminação de desinformação. A análise do debate sobre as urnas eletrônicas no Brasil (fevereiro a novembro de 2022) revelou uma arena pública profundamente polarizada, na qual políticos e influenciadores de direita atuaram como agentes centrais na amplificação estratégica de narrativas enganosas. A concentração substancial de desinformação no *Cluster* 0, majoritariamente contrário às urnas, não é um fenômeno aleatório, mas sim o resultado de uma ação política coordenada voltada para minar a confiança nas instituições democráticas, principalmente os três poderes do Brasil, que são o Executivo, o Legislativo e o Judiciário. A identificação de narrativas como *fraude nas urnas*, *voto impresso* e *urnas auditáveis* neste *cluster* evidencia a instrumentalização da desin-

Figura 8
 Gráfico dos retweet de postagens com desinformação de cada cluster



formação como recurso de contestação política, que intensifica a polarização e fragiliza os alicerces da democracia. A análise demonstra que a desinformação não se limita a um problema de fluxo informativo, mas configura um fenômeno de reafirmação de narrativas que visam minar a democracia e colocar em dúvida a legitimidade do sistema eleitoral e a estabilidade democrática. Do ponto de vista metodológico, a clusterização e detecção de posicionamento mostrou eficácia para apoiar na identificação de desinformação e de caracterização dos principais autores e das formas narrativas.

A aplicação da detecção de posicionamento e do agrupamento de usuários elevou significativamente a precisão do modelo (F1-score de 0.952 e acurácia de 0.949), permitindo isolar ruídos e focalizar os conteúdos politicamente relevantes. Esse refinamento analítico reforça a importância de abordagens interdisciplinares que integrem dimensões técnicas e políticas para o estudo da desinformação. Para pesquisas futuras, recomenda-se a aplicação desta mesma metodologia em outros contextos eleitorais e plataformas digitais, de modo a comparar padrões de desinformação e estratégias de influência política em diferentes ecossistemas midiáticos. Adicionalmente, é fundamental investigar os repertórios discursivos e as redes de autores influentes por trás dos conteúdos desinformativos, aprofundando a compreensão sobre como atores políticos organizam campanhas de des-

crédito institucional. Sugere-se, ainda, a incorporação de análises de toxicidade e tom emocional, visando aferir o caráter agressivo, manipulado ou inflamatório das mensagens, bem como seu potencial mobilizador em contextos de polarização política.

Limitações

Embora tenhamos identificado pontualmente algumas contas com padrões sugestivos de automação, não realizamos uma detecção sistemática e abrangente de *bots* em todo o conjunto de dados. A ausência dessa análise constitui uma limitação metodológica importante, uma vez que *bots* podem desempenhar papel relevante na amplificação artificial de desinformação (Ferrara et al., 2016; Wischnewski et al., 2022). Estudos recentes reforçam que *bots* sociais participam ativamente da disseminação de desinformação, amplificando câmaras de eco e manipulando o sentimento público (Wan et al., 2024).

A possível ocorrência de *astroturfing*, simulação artificial de apoio ou rejeição a uma causa por meio de contas coordenadas, não foi investigada. O *astroturfing*, como estratégia de desinformação, simula um movimento popular autêntico quando, na realidade, trata-se de uma campanha orquestrada e falsa (García-Estévez et al., 2025). Chan (2024) destaca que essa prática explora nossa tendência natural de conformidade social, gerando conse-

quências que vão além da simples disseminação de desinformação.

O dicionário de termos extraídos de agências de *fact-checking* apresenta limitações inerentes, refletindo apenas verificações publicadas até o momento da coleta e baseando-se em correspondência estritamente lexical. Como apontam Guo et al. (2022) e Hardalov et al. (2022), a verificação automatizada de fatos enfrenta desafios de representação do conhecimento e depende de alegações previamente verificadas, o que implica que nossos resultados podem subestimar a real prevalência de desinformação.

Outro fator que contribui para a ausência de rotulagem é a presença de ambiguidade linguística, ironia ou falta de contexto nos *tweets*. Mensagens irônicas ou sarcásticas podem empregar os mesmos termos de desinformação, mas com intenção crítica ou de refutação, o que não é capturado por uma abordagem puramente lexical. Da mesma forma, *tweets* que fazem referência indireta a narrativas desinformativas, sem repetir os termos-chave, podem escapar à detecção automatizada. Essas limitações apontam para a necessidade de complementar a análise com métodos que considerem o contexto discursivo e a intencionalidade.

REFERÊNCIAS

- Agajanian, T. e Moran, R. (2024). Gender as a central site of inquiry within mis- and disinformation studies. *Feminist Media Studies*. <https://doi.org/10.1080/14680777.2024.2332643>
- Aldayel, A. e Magdy, W. (2021). Stance detection on social media: State of the art and trends. *Information Processing & Management*, 58(4), 102597. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2021.102597>
- Azevedo, C. R. (2021). Sistema normativo e erosão democrática: Terceira onda reversa de democratização e o debate sobre o retorno do voto impresso no Brasil. *Revista Brasileira de Estudos Constitucionais - RBEC*, 15(48), 143-159.
- Balmas, M. (2014). When fake news becomes real: Combined exposure to multiple news sources and political attitudes of inefficacy, alienation, and cynicism. *Communication Research*, 41(3), 430-454. <https://doi.org/10.1177/0093650212453600>
- Blei, D. M. (2012). Probabilistic topic models. *Communications of the ACM*, 55(4), 77-84. <https://doi.org/10.1145/2133806.2133826>
- Chan, J. (2024). Online astroturfing: A problem beyond disinformation. *Philosophy & Social Criticism*, 50(3), 507-528. <https://doi.org/10.1177/01914537221108467>
- Choraś, M., Demestichas, K., Giełczyk, A., Herrero, Á., Ksieniewicz, P., Remoudou, K., Urda, D. e Woźniak, M. (2021). Advanced machine learning techniques for fake news (online disinformation) detection: A systematic mapping study. *Applied Soft Computing*, 101, 107050. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.107050>
- Cunha, L. C. C. da. (2021). *FakeWhatsApp. BR: detecção de desinformação e desinformadores em grupos públicos do WhatsApp em PT-BR* [Dissertação de mestrado, Universidade Federal do Ceará]. Repositório Institucional. <http://www.repositorio.ufc.br/handle/riufc/63379>
- D'Andrea, E., Ducange, P., Bechini, A., Renda, A. e Marcelloni, F. (2019). Monitoring the public opinion about the vaccination topic from tweets analysis. *Expert Systems With Applications*, 116, 209-226. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.09.009>
- Darwish, K., Stefanov, P., Aupetit, M. e Nakov, P. (2020). Unsupervised user stance detection on Twitter. *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, 14, 141-152. <https://doi.org/10.1609/icwsm.v14i1.7286>
- Falkenbach, M. e Greer, S. L. (2021). Denial and distraction: How the populist radical right responds to COVID-19; Comment on "A scoping review of PRR parties' influence on welfare policy and its implication for population health in Europe." *International Journal of Health Policy and Management*, 10(9), 578-580. <https://doi.org/10.34172/ijhpm.2020.141>
- Ferrara, E., Varol, O., Davis, C., Menczer, F. e Flammini, A. (2016). The rise of social bots. *Communications of the ACM*, 59(7), 96-104. <https://doi.org/10.1145/2818717>

- Freitas, C. M. D. S., Nedel, L. P., Galante, R., Lamb, L. C., Spritzer, A. S., Fujii, S., Oliveira, J. P. M., Araújo, R. M. e Moro, M. M. (2008). Extração de conhecimento e análise visual de redes sociais. *Anais do Seminário Integrado de Software e Hardware (SEMISH)*, 106-120.
- García-Estévez, N., Ballesteros-Aguayo, L. e Colussi, J. (2025). Desinformación y manipulación de la opinión pública: una revisión sistemática sobre *astroturfing* (2004-2024). *Revista de Comunicación*, 24(2), 159-181. <https://doi.org/10.26441/RC24.2-2025-3988>
- Guo, Z., Schlichtktull, M. L. e Vlachos, A. (2022). A survey on automated fact-checking. *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, 10, 178-206. https://doi.org/10.1162/tacl_a_00454
- Hardalov, M., Arora, A., Nakov, P. e Augenstein, I. (2022). A survey on stance detection for mis- and disinformation identification. Em M. Carpuat, M.-C. de Marneffe e I. V. Meza Ruiz (Eds.), *Findings of the Association for Computational Linguistics: NAACL 2022* (pp. 1259-1277). Association for Computational Linguistics. <https://doi.org/10.18653/v1/2022.findings-naacl.94>
- Hofmann, T. (1999). Probabilistic latent semantic analysis. Em *Proceedings of the 15th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence* (pp. 289-296). Morgan Kaufmann Publishers. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1301.6705>
- Jungherr, A., Schoen, H., Posegga, O. e Jürgens, P. (2017). Digital trace data in the study of public opinion: An indicator of attention toward politics rather than political support. *Social Science Computer Review*, 35(3), 336-356. <https://doi.org/10.1177/0894439316631043>
- Kang, K. e Goldman, A. (2016, 5 de dezembro). In Washington pizzeria attack, fake news brought real guns. *The New York Times*. <https://www.nytimes.com/2016/12/05/business/media/comet-ping-pong-pizza-shooting-fake-news-consequences.html>
- Kaszubowski, E. (2016). *Modelo de tópicos para associações livres* [Tese de doutorado, Universidade Federal de Santa Catarina]. Repositório Institucional da UFSC. <https://repositorio.ufsc.br/xmlui/handle/123456789/172577>
- Küçük, D. e Can, F. (2020). Stance detection: A survey. *ACM Computing Surveys*, 53(1), Artigo 12. <https://doi.org/10.1145/3369026>
- Mohammad, S. M., Sobhani, P. e Kiritchenko, S. (2017). Stance and sentiment in tweets. *ACM Transactions on Internet Technology*, 17(3), Artigo 26. <https://doi.org/10.1145/3003433>
- Oliveira, L. R. de. (2022). *Deteção de posicionamento em tweets sobre Covid-19 no Brasil utilizando métodos de aprendizagem de máquina*. [Dissertação de mestrado, Universidade Federal de Pernambuco]. ATTENA - Repositório Digital da UFPE. <https://repositorio.ufpe.br/handle/123456789/52699>

- Oshikawa, R., Qian, J. e Wang, W. Y. (2020). A survey on natural language processing for fake news detection. Em *Proceedings of the Twelfth Language Resources and Evaluation Conference* (pp. 6086-6093). <https://aclanthology.org/2020.lrec-1.747/>
- Ruediger, M. A. (Coord.). (2022). *Desinformação on-line e contestação das eleições: quinze meses de postagens sobre fraude nas urnas eletrônicas e voto impresso auditável no Facebook*. FGV DAPP.
- Santos, P. D. e Goya, D. H. (2023). Stance detection and Twitter users automatic labelling: The case of Covid-19's CPI. *iSys - Journal of Information Systems*, 16(1), 15:1-15:25. <https://doi.org/10.5753/isys.2023.3008>
- Souza, F., Nogueira, R. e Lotufo, R. (2020). *BERTimbau: Pretrained BERT models for Brazilian Portuguese*. Em R. Cerri e R. C. Prati (Eds.), *Intelligent Systems. BRACIS 2020. Lecture Notes in Computer Science*, 12319 (pp. 403-417). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-61377-8_28
- Ireton, C. e Posetti, J. (Eds.). (2019). *Jornalismo, fake news & desinformação. Manual para educação e treinamento em jornalismo*. UNESCO. <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000368647>
- Wan, H., Luo, M., Ma, Z., Dai, G. e Zhao, X. (2024). *How do social bots participate in misinformation spread? A comprehensive dataset and analysis*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2408.09613>
- Wardle, C. e Hossein, D. (2017). *Information disorder: Toward an interdisciplinary framework for research and policymaking*. Council of Europe.
- Wattenberg, M. (2006). Visual exploration of multivariate graphs. Em *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '06)* (pp. 811-819). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/1124772.1124891>
- Wischniewski, M., Ngo, T., Bernemann, R., Jansen, M. e Krämer, N. (2022). "I agree with you, bot!" How users (dis)engage with social bots on Twitter. *New Media & Society*, 26(3), 1505-1526. <https://doi.org/10.1177/14614448211072307>

Autores correspondientes: Raphael Moisés Pereira Brito (raphael.brito@aluno.ufabc.edu.br), Paulo Roberto Elias de Souza (paulo.souza@ufabc.edu.br), Patricia Dias dos Santos (patricia.santos@ufabc.edu.br), Denise Hideko Goya (denise.goya@ufabc.edu.br)

Roles de autor: **Brito, R.:** *software*; validación; análisis formal; investigación; recursos; curación de datos; escritura - borrador original; escritura, revisión y edición; visualización. **Souza, P.:** escritura - borrador original; escritura, revisión y edición; visualización. **Santos, P.:** conceptualización; metodología; validación; curación de datos; escritura, revisión y edición; visualización; supervisión. **Goya, D.:** conceptualización; metodología; validación; recursos; escritura, revisión y edición; visualización; supervisión; administración del proyecto; adquisición de fondos

Cómo citar este artículo: Brito, R. M. P., Souza, P. R. E., Santos, P. D. y Goya, D. H. (2026). Detecção de posicionamento como abordagem para identificação de conteúdo desinformativo. *Conexión*, (25), 73-103. <https://doi.org/10.18800/conexion.202601.003>

Este es un artículo de acceso abierto distribuido bajo los términos de Licencia Creative Commons Atribución 4.0 Internacional (CC BY 4.0), que permite el uso, la distribución y la reproducción sin restricciones en cualquier medio, siempre que se cite correctamente la obra original.