

Evidências de disseminação de conteúdo no Telegram durante o ataque aos órgãos públicos brasileiros em 2023

Otávio R. Venâncio
otavio.venancio@dcc.ufmg.br
Departamento de Ciência da Computação
Universidade Federal de Minas Gerais

Carlos H. G. Ferreira
chgferreira@ufop.edu.br
Departamento de Computação e Sistemas
Universidade Federal de Ouro Preto

Gabriel H. S. Gonçalves
gabrielgoncalves@dcc.ufmg.br
Departamento de Ciência da Computação
Universidade Federal de Minas Gerais

Ana Paula C. da Silva
ana.coutosilva@dcc.ufmg.br
Departamento de Ciência da Computação
Universidade Federal de Minas Gerais

ABSTRACT

Given the increasing importance of instant messaging apps in the dissemination of information, this study investigates coordination patterns in user groups on the Telegram in post-2022 election Brazil. Text messages shared in approximately 270 politically oriented groups during the first two weeks of January 2023 were analyzed using a methodology that includes media-centric network modeling, backbone extraction techniques, and community detection algorithms. Our results reveal evidence of user coordination in promoting antidemocratic content, demonstrating how these communities are capable of efficiently disseminating information on a large scale. Specifically, we observed significant activity related to the attack on Brazilian public institutions, including the government, Supreme Federal Court (STF), Senate, and Congress.

KEYWORDS

Disseminação de Informação, Extração de Backbone, Modelagem de Rede, Telegram.

1 INTRODUÇÃO

Os serviços de mensagens instantâneas (*Instant Messaging* – IM), tais como WhatsApp e Telegram, conferem a um único usuário a capacidade de atingir uma audiência tão vasta quanto aquela dos meios de comunicação tradicionais [1]. No Brasil, o WhatsApp está integrado em quase 99% dos dispositivos móveis, enquanto o Telegram observa um crescimento expressivo em sua base de usuários desde 2020, marcando presença em aproximadamente 65% dos dispositivos móveis no país e se estabelecendo como a quarta aplicação de mensagens mais popular [22]. Tal crescimento de usuários no Telegram é atribuída à valorização da privacidade e à liberalidade em termos de encaminhamento de mensagens e moderação de conteúdo [5, 6].

Estes serviços transformaram como a informação é consumida, apresentando desafios à sociedade, especialmente em relação à disseminação de conteúdo extremista e ações coordenadas de desinformação. No Brasil, o uso do WhatsApp para espalhar notícias

falsas foi amplamente estudado [7, 20, 21], e há evidências do Telegram como uma plataforma preferida por grupos de extrema-direita para a disseminação de conteúdo extremista [3, 14, 15, 27]. No entanto, a literatura ainda carece de estudos aprofundados sobre o uso do Telegram no contexto político brasileiro. Trabalhos iniciais, como os de [16] e [28], analisaram a disseminação de informações na plataforma sem foco específico em comunidades organizadas para a propagação de conteúdos, especialmente nos eventos após as eleições de 2022, incluindo os ataques aos prédios públicos em Brasília em 8 de janeiro de 2023¹.

Neste contexto, este trabalho complementa resultados anteriores [28], focando no uso do Telegram como ferramenta de coordenação e difusão de conteúdo no período pós-eleição presidencial no Brasil, especificamente em torno dos eventos de 8 de janeiro de 2023. Compilamos mensagens textuais de aproximadamente 270 grupos com orientação política no Telegram, cobrindo um intervalo de 15 dias, de 01/01/2023 a 15/01/2023, em torno dos ataques em Brasília ocorridos no dia 8 de janeiro. Inspirados por pesquisas precedentes [11, 19–21], buscamos indícios de coordenação na promoção de conteúdo por meio de uma abordagem metodológica composta pelos seguintes passos. Inicialmente, modelamos a disseminação de informação no período em questão por meio de uma rede *media-centric*, conectando usuários que replicaram o mesmo conteúdo entre os grupos analisados. Posteriormente, recorremos a técnicas avançadas de extração de *backbone* [24] para destacar conexões de rede que demonstram indícios de potencial coordenação (diferenciando-se de usuários que compartilharam conteúdo de maneira independente). Finalizamos aplicando algoritmos de detecção de comunidades para identificar agrupamentos de usuários com forte interconexão, evidenciando padrões de coordenação e os descrevemos em termos de características topológicas, participação na disseminação de informações e conteúdo compartilhado.

2 TRABALHOS RELACIONADOS

Nos últimos anos, um conjunto amplo de trabalhos na literatura estudou evidências de coordenação para impulsionamento de informações a partir de modelos orientados a redes [4, 7, 12, 19–21].

Considerando o WhatsApp, o trabalho de Kiran *et al.* analisa os padrões de mensagens em grupos politicamente orientados [12]. Bursztyn *et al.* ampliaram o escopo desse estudo e analisaram como

In: Proceedings of the Brazilian Symposium on Multimedia and the Web (WebMedia'2024). Juiz de Fora, Brazil. Porto Alegre: Brazilian Computer Society, 2024.
© 2024 SBC – Brazilian Computing Society.
ISSN 2966-2753

¹<https://www.nytimes.com/live/2023/01/09/world/brazil-congress-riots-bolsonaro>

a afiliação política de um grupo influencia a dinâmica da disseminação de grandes mensagens [4]. Nobre *et al.* mostraram a existência de comunidades do WhatsApp ativamente envolvidas na disseminação coordenada de informações, especialmente durante as eleições brasileiras de 2018 [20, 21]. Chagas *et al.* abordaram a crescente preocupação com a propaganda digital e identificaram grupos temáticos e grupos funcionais consistentes com as estratégias de influência e redes de desinformação de agentes políticos [7].

O aumento significativo do uso do Telegram como meio de comunicação motivou diferentes estudos de como o processo de disseminação de informação ocorre entre os seus grupos. Por exemplo, Urman *et al.* investigaram redes de extrema-direita e suas características de comunidade [27], enquanto Nobati *et al.* adotaram uma abordagem diferente e analisaram arestas de rede para identificar mensagens de spam [9]. Adicionalmente, Slobozhan *et al.* [25] estudaram o uso de diferentes mídias de comunicação no Telegram durante os protestos em Belarus em 2020, revelando diferentes papéis e tipos de conteúdo para cada meio. Os autores de [6] realizaram uma caracterização e análise das redes de apoiadores do ex-presidente Jair Bolsonaro no período que englobou as manifestações de 7 de setembro de 2021 e 7 de setembro de 2022, analisando as mudanças na estrutura da rede, similaridades e diferenças nas discussões realizadas. Por fim, Rossini *et al.* exploraram a complexa relação entre a participação política via aplicativos de mensagens privadas e a disseminação descontrolada de desinformação eleitoral, enfatizando a maior probabilidade de que membros de grupos políticos acreditem em desinformação [23].

Em complemento aos trabalhos encontrados na literatura, o objetivo principal deste artigo é mostrar o papel do Telegram como impulsionador de informação no período subsequente às eleições presidenciais de 2022, período este marcado por uma forte tensão política que culminou nos ataques ocorridos em Brasília em 8 de janeiro de 2023. Mais precisamente, revelamos o papel de diferentes comunidades-chave na movimentação dos grupos analisados no período de interesse.

3 METODOLOGIA

Esta seção descreve a abordagem metodológica adotada neste estudo, abrangendo desde a coleta e modelagem de dados até a extração dos *backbones* das redes e a análise das comunidades e características textuais das mensagens disseminadas.

3.1 Coleta dos Dados

As mensagens analisadas neste trabalho foram coletadas a partir de diversos grupos públicos políticos do Telegram, no período compreendido entre 01/01/2023 a 15/01/2023. Para encontrar estes grupos, utilizamos uma estratégia que envolveu a utilização da API do X (anteriormente conhecido como Twitter).² que consistiu em selecionar tweets que continham o termo *t.me* — indicativo de convites para o Telegram — acompanhado por palavras-chave representando regiões do Brasil (*Norte, Sudeste, Centro-Oeste, Sul, Nordeste*), espectros políticos (*Esquerda, Direita, Centro*) e todos os candidatos presidenciais de 2022.

Após a coleta dos grupos, acessamos as mensagens enviadas nestes com o auxílio da biblioteca Telethon, que opera com base na

²<https://developer.twitter.com/en/docs/twitter-api/>

Tabela 1: Metadados usados na análise.

Campo	Descrição
message_id	ID da mensagem, único por grupo/canal
channel_id	ID do grupo/canal
retrieved_utc	Data de coleta da mensagem
updated_utc	Data hora da última atualização
message	Conteúdo textual da mensagem
views	Número de visualizações
forwards	Número de compartilhamentos
from_id	ID do autor
post_author	Nome de usuário do autor
message_utc	Data hora de envio da mensagem

API do Telegram.^{3,4} Adicionalmente, realizamos a exploração das mensagens dos grupos por mais convites a outros grupos, resultado em uma cobertura total de 274 grupos e de 524.498 mensagens.

Para a análise de conteúdos representativos do debate político, excluimos mensagens padrão, tais como saudações curtas (por exemplo, *'Bom dia', 'Oi' e 'Ok'*). Aplicamos um critério de exclusão para mensagens com menos de 30 caracteres e aquelas compostas exclusivamente por caracteres não latinos. Ao final, temos um conjunto de 226.679 mensagens provenientes de 17.661 usuários (*from_ids* únicos), cada um tendo contribuído com pelo menos uma mensagem.

A Tabela 1 detalha os metadados coletados. Importante ressaltar que, segundo o Telegram,⁵ a contagem de visualizações pode não refletir precisão absoluta, uma vez que o contador pode ser reiniciado caso o conteúdo seja replicado manualmente e visualizações pelo mesmo usuário em momentos diferentes podem ser contadas como distintas.

3.2 Modelagem da Rede

Para investigar a presença de padrões de coordenação entre usuários na disseminação de conteúdo em grupos do Telegram, aplicamos o modelo *media-centric*, utilizado anteriormente na literatura [20, 21]. Este modelo visa evidenciar possíveis atividades de coordenação entre usuários que compartilham e promovem conteúdos semelhantes em diferentes plataformas online, tais como WhatsApp e Twitter. Mais especificamente, para a janela de tempo de interesse, modelamos o grafo $G(V, E)$, onde um nó $v \in V$ corresponde a um usuário que postou uma mensagem em um dos grupos do Telegram. Adicionalmente, uma aresta não direcionada $(v_i, v_j) \in E$ é formada entre pares de usuários que compartilharam a mesma mensagem (i.e., o mesmo conteúdo textual) pelo menos uma vez.

3.3 Extração dos Backbones

A rede modelada permite identificar usuários com fortes evidências de disseminação conjunta de um grande volume de mensagens nos grupos observados. No entanto, o desafio é identificar as arestas que ocorrem de forma esporádica (ou arestas fracas), que podem esconder a verdadeira estrutura de rede relacionada ao fenômeno de interesse, ou seja, evidências de coordenação. Assim, para identificar e filtrar arestas esporádicas e, ao mesmo tempo, preservar as arestas que provavelmente sugerem coordenação, utilizamos dois métodos de extração de *backbone* [24]. Estes métodos foram previamente

³<https://docs.telethon.dev/en/stable/>

⁴<https://core.telegram.org/>

⁵https://telegram.org/faq_channels

utilizados para o estudo de coordenação de usuários em várias plataformas [11, 17, 20, 21].

O primeiro método *Disparity Filter* (DF) identifica e preserva arestas significativamente mais fortes que outras conexões dos mesmos nós, focando em usuários que compartilham um número de mensagens muito maior do que o esperado, indicando possível coordenação. Uma aresta v_i, v_j é preservada no *backbone* se seu peso difere do modelo de referência tanto para v_i quanto para v_j . O segundo método DF+NB, proposto em [17], combina o DF com o conceito de *Neighborhood Overlap* (NB) para superar a limitação do DF de manter arestas periféricas ou pontes, desconsiderando padrões de vizinhança. DF+NB foca em arestas que indicam coordenação e conectam usuários com muitos vizinhos em comum, facilitando a descoberta de comunidades não triviais e mais fortemente conectadas.

Considerando os parâmetros dos modelos, ambos os métodos utilizam um *p-value* ($\alpha = 0,05$) para testar a independência das arestas entre usuários, sendo este o parâmetro do modelo nulo do DF, enquanto o DF+NB também requer a definição de um limiar para a métrica de *Neighborhood Overlap*, assumindo o percentil 95th conforme o artigo original [17], permitindo a análise do *backbone* sob diferentes perspectivas de possíveis esforços de coordenação.

3.4 Detecção de Comunidades

A partir da extração dos *backbones*, visamos identificar como essas arestas com fortes evidências de coordenação formam comunidades representativas de usuários que compartilham de maneira persistente o mesmo conteúdo, sugerindo uma possível coordenação para o impulsionamento em massa deste conteúdo.

Assim, aplicamos o algoritmo *Louvain* para encontrar as comunidades que formam os *backbones*. O algoritmo *Louvain* maximiza a modularidade das comunidades [2], sendo que este valor representa a densidade de conexões nas comunidades em comparação com uma rede aleatória. Os valores de modularidade variam de -0,5 a +1, com pontuações mais altas (acima de 0,4) indicando estruturas de comunidade bem definidas [18]. Em outras palavras, valores mais altos de modularidade indicam redes mais densas e valores entre 0,3 e 0,7 sugerem comunidades bem definidas.

3.5 Análise de Tópicos

Para analisar o conteúdo político disseminado pelas comunidades de usuários identificadas, utilizamos o *framework* BERTopic [13], que extrai tópicos de discussão a partir de grandes conjuntos de dados textuais, incluindo análises de discussões em plataformas de mídia social [8, 10]. O BERTopic combina modelos de representação vetorial com técnicas de agrupamento para identificar temas recorrentes nas mensagens. Configuramos o BERTopic para usar o modelo BERTimbau [26], eficaz na captura da semântica do português.⁶ Após gerar as representações vetoriais das mensagens, o BERTopic reduz a dimensionalidade desses vetores com UMAP e aplica o algoritmo HDBSCAN para agrupá-los por similaridade semântica. Os tópicos são definidos aplicando a técnica c-TF-IDF, que identifica palavras-chave distintivas para cada grupo.

Para a parametrização do BERTopic, adotamos as diretrizes especificadas na documentação do *framework* para encontrar um

⁶<https://huggingface.co/neuralmind/bert-base-portuguese-cased>

Tabela 2: Dados topológicos das redes analisadas.

Rede	# Nós	# Arestas	Densi.	Comu.	Mod.
Completa	4.692	72.629	0,0066	153	0,3473
DF	316	668	0,0134	34	0,4695
DF+NB	64	69	0,0342	14	0,8718

Tabela 3: Análise da distribuição de padrões de coordenação.

Rede	# Usu. (%)	# Mens. (%)	# Com. (%)	# Visu. (%)	# Grupos (%)
Completa	4.692	33.966	2M	422M	193
DF	316 (6,73%)	9.385 (27,63%)	985K (38,7%)	203M (48,09%)	132 (68,39%)
DF+NB	64 (1,36%)	2.447 (7,2%)	245K (9,65%)	91M (21,53%)	70 (36,27%)

equilíbrio ótimo entre o número de tópicos e o tamanho do conjunto de dados [13].⁷ Como resultado encontramos: (i) número de vizinhos e componentes para UMAP igual a 3 e; (ii) tamanho mínimo de tópico igual a 80, que determina o menor conjunto de mensagens únicas que um determinado tópico pode representar e garante que apenas tópicos significativos e bem definidos sejam considerados para análise.

4 RESULTADOS

Nesta seção, apresentamos e discutimos nossas análises.

4.1 Análise Topológica e de Comunidades

A Tabela 2 apresenta as propriedades topológicas e de disseminação de conteúdo da rede completa e dos respectivos *backbones* extraídos a partir das técnicas DF e DF+NB. Nota-se que as técnicas DF e DF+NB eliminam, respectivamente, 93,63% e 98,63% dos nós e 99,08% e 99,90% das arestas. Apesar disso, os valores da modularidade (Mod.) resultantes da execução do algoritmo *Louvain*, em cada uma das topologias reveladas aumenta, especialmente no DF+NB que chega a 0,87. Em ambos os casos, as comunidades detectadas nos *backbones* extraídos são bem mais estruturadas do que a rede originalmente modelada. Na prática, estes resultados mostram que os *backbones* revelam grupos de usuários bem definidos e coesos que podem, potencialmente, representar esforços coordenados de disseminação de informação ou mobilização.

A Tabela 3 apresenta as principais estatísticas referentes ao potencial de disseminação de conteúdo dos usuários dos *backbones* comparados a rede completa. Notavelmente, no *backbone* DF+NB, composto por pouco mais de 1% dos usuários, observa-se que 7,2% das mensagens únicas foram disseminadas por eles. Tais mensagens receberam 9,65% dos compartilhamentos totais (# Com.) e 21,53% das visualizações (# Visu.). Analisamos a porcentagem de grupos (# Grupos) que receberam mensagens diretas dos usuários dos *backbones*, revelando que 68,39% dos grupos receberam informações dos usuários do DF e 36,27% do DF+NB. Essas estatísticas revelam como um contingente reduzido de usuários pode não só de disseminar, mas também de introduzir novas informações nos grupos.

A Figura 1 mostra a topologia do *backbone* DF, onde as cores indicam as comunidades e o tamanho dos nós é proporcional ao número de mensagens disseminadas, destacando que algumas comunidades, como a 2, 3 e 5, têm usuários com volumes significativamente maiores de informações disseminadas. No entanto, o

⁷https://maartengr.github.io/BERTopic/getting_started/quickstart/quickstart.html

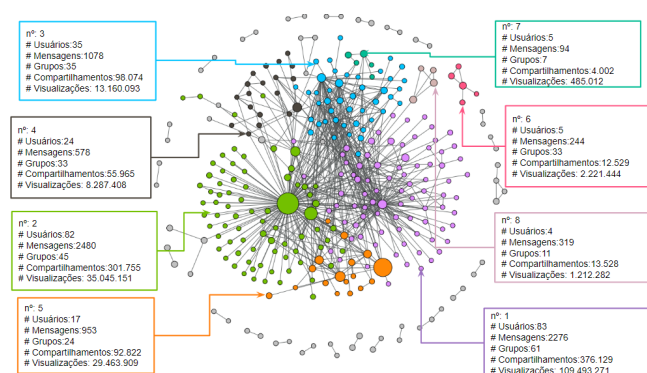


Figura 1: Visualização das maiores comunidades do DF e suas características.

Tabela 4: Descrição dos tópicos e padrões de disseminação.

ID	# Compart.	# Visu.	Palavras Características
1	1M	209M	militar, intervenção, patriotas, 2023
2	3M	39M	poder, armadas, anos, ainda
3	1M	21M	2023, dia, patriotas, atenção, congresso
4	96K	27M	sigam, canal, guerra, urgente, deus
5	58K	6M	manifestantes, esplanada, intervenção
6	104K	10M	posse, urgente, federal
7	80K	8M	tomar, esplanada, dia, militares
8	29K	3M	canal, anos, porque, sigam
9	57K	8M	grupos, todas, aqui, pode, patriotas
10	58K	6M	paralisação, sendo, STF, sistema
11	85K	9M	sigam, canal, agir, polícia
12	63K	10M	atenção, 55, aqui, ainda, sistema
13	44K	11M	federal, manifestantes, frente
14	39K	4M	deus, pois, guerra, armadase
15	138K	15M	polícia, federal, manifestantes

padrão predominante seja de usuários com um número de mensagens compartilhadas uniforme. Por fim, notam-se desconexas da maior componente, compostas majoritariamente por 2 e 3 usuários.

4.2 Análise dos Tópicos Disseminados

A seguir, focamos na análise dos tópicos de discussão a partir das mensagens disseminadas como descrito na Seção 3. A Tabela 4 apresenta os tópicos mais populares, isto é, que tiveram pelo menos 100 mensagens únicas.

Observa-se que vários tópicos se relacionam com os eventos políticos subsequentes ao ocorrido em 8 de janeiro, destacando-se o tópico 1, com o maior volume de mensagens, que enfatiza chamados para intervenção militar e tentativas de tomada de poder, exemplificado por mensagens que demandam ações das forças armadas e da população. Tais mensagens concentram-se especialmente em torno do dia 8 e nos dias subsequentes, quando ocorre o pico de mensagens como, por exemplo: “As forças armadas estão aguardando nosso comando! O povo de forma ordeira tem que invadir o congresso! No recesso de janeiro não tem ninguém! Temos que ocupar agora!”

Já o tópico 5, concentrou mensagens a respeito do dia oito de janeiro, dia dos ataques compostos por uma série de vandalismos, manifestações e depredações do patrimônio público em Brasília. Manifestantes invadiram edifícios do governo federal visando instigar um golpe militar contra o governo eleito de Luiz Inácio Lula

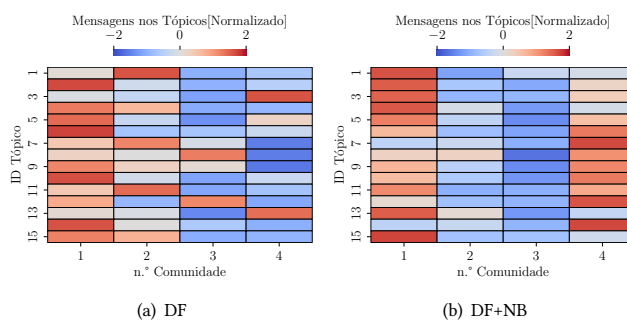


Figura 2: Percentual das mensagens nos tópicos das quatro maiores comunidades dos *backbones* extraídos.

da Silva e restabelecer Jair Bolsonaro como presidente do Brasil⁸. Várias mensagens instigavam a organização e ida de apoiadores para Brasília, “*Quem precisar de ônibus para Brasília, só chamar no WhatsApp OMITIDO, OMITIDO está disponibilizando 3.000 Ônibus.*” Em resumo, os demais tópicos exploram uma variedade de temas, cada um refletindo diferentes facetas da discussão política na rede.

Finalmente, buscando entender a operação das comunidades nos *backbones* sobre a disseminação de tópicos, calculamos a distribuição das mensagens das 4 maiores comunidades nos 15 tópicos principais, exibidos na Figura 2. Cada célula representa o total de mensagens únicas disseminadas pela comunidade com normalização z - score por coluna. Podemos observar que no DF, Figura 2(a), a comunidade 1 abordou vários tópicos, enquanto as comunidades 2, 3 e 4 focaram em tópicos específicos. No DF+NB, Figura 2(b), as comunidades 1 e 4 foram ativas em muitos tópicos, enquanto as comunidades 2 e 3 não se desviaram da média. Em resumo, nossos resultados mostram que comunidades específicas do Telegram podem emergir como influenciadoras centrais em determinadas discussões, refletindo uma dinâmica complexa de comunicação.

5 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

Neste trabalho apresentamos um conjunto de análises iniciais das mensagens compartilhadas no Telegram pós-eleições de 2022 visando identificar evidências de coordenação em comunidades que potencialmente favoreceram a propagação de conteúdos antidemocráticos. Concentramos os esforços em três análises principais: identificação de padrões de coordenação, investigação das comunidades envolvidas e análise do conteúdo disseminado. Os resultados mostram como uma parcela de usuários do Telegram manifestou indícios de coordenação durante o período analisado, sendo responsáveis pela ampla disseminação de mensagens no período.

Para futuras investigações, pretendemos: (i) explorar outras manifestações de coordenação, como a utilização de *hashtags* e *links*, visando um entendimento mais completo dessas dinâmicas; (ii) examinar o papel das mídias alternativas nesse contexto; (iii) analisar o posicionamento político das mensagens coletadas e (iv) desenvolver métodos para prever a popularidade e o impacto de determinados conteúdos com base em suas características textuais.

Agradecimentos: Este trabalho foi parcialmente financiado pela FAPEMIG, CAPES e CNPq.

⁸<https://jornal.usp.br/artigos/o-que-foi-o-8-de-janeiro/>

REFERÊNCIAS

- [1] Marina Azzimonti and Marcos Fernandes. 2023. Social media networks, fake news, and polarization. *European journal of political economy* 76 (2023), 102256.
- [2] Vincent D Blondel, Jean-Loup Guillaume, Renaud Lambiotte, and Etienne LeFebvre. 2008. Fast unfolding of comm. in large networks. *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment* (2008).
- [3] Alexandre Bovet and Peter Grindrod. 2022. Organization and evolution of the UK far-right network on Telegram. *Applied Network Science* 7, 1 (2022), 76.
- [4] Victor S. Bursztyn and Larry Birnbaum. 2019. Thousands of Small, Constant Rallies: A Large-Scale Analysis of Partisan WhatsApp Groups. In *Proc. of ASONAM*. 484–488.
- [5] Dominik Bär, Nicolas Pröllochs, and Stefan Feuerriegel. 2023. New threats to society from free-speech social media platforms. arXiv:2302.01229 [cs.SI]
- [6] Athus Cavalini, Fabio Malini, Fabio Gouveia, and Giovanni Comarela. 2023. Politics and disinf.: Analyzing the use of Telegram's inf. disorder network in Brazil for political mobilization. *First Monday* (2023).
- [7] Viktor Chagas. 2022. WhatsApp and digital astroturfing: a social network analysis of Brazilian political discussion groups of Bolsonaro's supporters. *International journal of communication* 16 (2022).
- [8] Jose Martins da Rosa, Renan Saldanha Linhares, Carlos Henrique Gomes Ferreira, Gabriel P. Nobre, Fabricio Murai, and Jussara M. Almeida. 2022. Uncovering Discussion Groups on Claims of Election Fraud from Twitter. In *Proc. of 13th International Conference Social Informatics*.
- [9] Arash Dargahi Nobari, Negar Reshadatmand, and Mahmood Neshati. 2017. Analysis of Telegram, An Instant Messaging Service. In *Proc. of CIKM*.
- [10] Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, and Kristina Toutanova. 2019. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. In *Proc. of NAACL*, Jill Burstein, Christy Doran, and Thamar Solorio (Eds.). 4171–4186. <https://doi.org/10.18653/v1/N19-1423>
- [11] Carlos H. G. Ferreira, Fabricio Murai, Ana P. C. Silva, Martino Trevisan, Luca Vassio, Idilio Drago, Marco Mellia, and Jussara M. Almeida. 2022. On network backbone extraction for modeling online collective behavior. *PLOS ONE* 17, 9 (09 2022), 1–36. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0274218>
- [12] Kiran Garimella and Gareth Tyson. 2018. WhatApp Doc? A First Look at What'sApp Public Group Data. *Proc. of ICWSM* (2018).
- [13] Maarten Grootendorst. 2022. BERTopic: Neural topic modeling with a class-based TF-IDF procedure. *arXiv preprint arXiv:2203.05794* (2022).
- [14] Aliaksandr Herasimenka, Jonathan Bright, Aleks Knuutila, and Philip N Howard. 2023. Misinformation and professional news on largely unmoderated platforms: The case of telegram. *Journal of Information Technology & Politics* 20, 2 (2023), 198–212.
- [15] Mohamad Hoseini, Philippe Melo, Fabricio Benevenuto, Anja Feldmann, and Savvas Zannettou. 2023. On the globalization of the QAnon conspiracy theory through Telegram. In *Proceedings of the 15th ACM Web Science Conference 2023*. 75–85.
- [16] Manoel Júnior, Philippe Melo, Ana Paula Couto da Silva, Fabricio Benevenuto, and Jussara Almeida. 2021. Towards understanding the use of telegram by political groups in brazil. In *Proceedings of the Brazilian Symposium on Multimedia and the Web*. 237–244.
- [17] Renan S. Linhares, José M. Rosa, Carlos H. G. Ferreira, Fabricio Murai, Gabriel Nobre, and Jussara Almeida. 2022. Uncovering Coordinated Communities on Twitter During the 2020 U.S. Election. In *Proc. of ASONAM*.
- [18] M. E. J. Newman and M. Girvan. 2004. Finding and evaluating community structure in networks. *Phys. Rev. E* 69 (Feb 2004), 026113. Issue 2. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.69.026113>
- [19] Leonardo Nizzoli, Serena Tardelli, Marco Avvenuti, Stefano Cresci, and Maurizio Tesconi. 2021. Coordinated Behavior on Social Media in 2019 UK General Election. *Proc. of ICWSM* 15, 1 (May 2021), 443–454. <https://doi.org/10.1609/icwsm.v15i1.18074>
- [20] Gabriel Nobre, Carlos Ferreira, and Jussara Almeida. 2020. Beyond Groups: Uncovering Dynamic Communities on the WhatsApp Network of Information Dissemination. In *Proc. of SocInfo*.
- [21] Gabriel Peres Nobre, Carlos H.G. Ferreira, and Jussara M. Almeida. 2022. A Hierarchical Network-Oriented Analysis of User Participation in Misinformation Spread on WhatsApp. *Information Processing and Management* (jan 2022), 21 pages.
- [22] PANORAMA. 2023. Panorama Mobile Time/Opinion Box - Mensageria no Brasil - Janeiro de 2023. <https://www.mobiletime.com.br/pesquisas/mensageria-no-brasil-fevereiro-de-2023/> Published: Publicações EPE.
- [23] Patricia Rossini, Camila Mont'Alverne, and Antonis Kalogeropoulos. 2023. Explaining beliefs in electoral misinformation in the 2022 Brazilian election: The role of ideology, political trust, social media, and messaging apps. *Harvard Kennedy School (HKS)*. (2023).
- [24] M. Angeles Serrano, Marián Boguna, and Alessandro Vespignani. 2009. Extracting the multiscale backbone of complex weighted networks. *Proc. of the National Academy of Sciences* 106, 16 (April 2009), 6483–6488. <https://doi.org/10.1073/pnas.0808904106>
- [25] Ivan Slobozhan, Tymofii Brik, and Rajesh Sharma. 2023. Differentiable characteristics of Telegram mediums during protests in Belarus 2020. *Social Network Analysis and Mining* (2023).
- [26] Fábio Souza, Rodrigo Nogueira, and Roberto Lotufo. 2020. BERTimbau: Pretrained BERT Models for Brazilian Portuguese. In *Intelligent Systems*, Ricardo Cerri and Ronaldo C. Prati (Eds.). Springer International Publishing, Cham, 403–417.
- [27] Aleksandra Urman and Stefan Katz. 2022. What they do in the shadows: examining the far-right networks on Telegram. *Information, communication & society* 25, 7 (2022), 904–923.
- [28] Otavio R Venâncio, Carlos HG Ferreira, Jussara M Almeida, and Ana Paula C da Silva. 2024. Unraveling User Coordination on Telegram: A Comprehensive Analysis of Political Mobilization during the 2022 Brazilian Presidential Election. In *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, Vol. 18. 1545–1556.