

Caracterizando Polarização em Redes Sociais: Um Estudo de Caso das Discussões no Reddit sobre as Eleições Brasileiras de 2018 e 2022

Gustavo F. Cunha
Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG)
Belo Horizonte, Minas Gerais, Brasil
gustavocunha@dcc.ufmg.br

Ana Paula Couto da Silva
Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG)
Belo Horizonte, Minas Gerais, Brasil
ana.coutosilva@dcc.ufmg.br

ABSTRACT

This paper presents a methodology for analyzing polarized discussions on social media by combining and adapting existing techniques, such as stance detection and various mathematical evaluations on the graph modeled data. Using Reddit threads from the Brazilian presidential elections in 2018 and 2022 as a case study, we conducted an assessment of online political polarization. The results indicate an increasing trend in polarization and a decline in debate diversity over the analyzed periods.

KEYWORDS

Redes Sociais, Polarização Política, Eleições Brasileiras

1 INTRODUÇÃO

Nos últimos anos, as mídias sociais ganharam importância como canal de influência de comportamento e decisões das pessoas, afetando não apenas o mundo on-line, mas também eventos da vida real (offline) [15]. Isto é especialmente evidente no Brasil, com destaque no contexto político, onde as mídias sociais se tornaram um meio efetivo para busca de informações e conhecimento sobre seus candidatos. Os candidatos, por sua vez, começaram também a fazer uso das plataformas digitais objetivando disseminar suas ideias e angariar votos, além de atacar seus oponentes [8, 13].

O debate político se destaca por seu aspecto controverso e pelos seus diferentes reflexos vistos no mundo real, como a perda da diversidade de opiniões e da pluralidade política [19], além do comprometimento de princípios democráticos e polarização afetiva, acarretando o aumento da hostilidade e divisão social [16, 22]. O uso massivo de mídias sociais pode amplificar ainda mais esta característica de controvérsia inerente ao debate político^{1, 2}, fomentando uma sociedade cada vez menos tolerante, onde as pessoas somente conseguem conviver com as que compartilham as mesmas visões de mundo.³ Este ciclo vicioso de polarização é fortalecido constantemente, dado que conteúdos com alto nível de polarização estão frequentemente relacionados a discurso de ódio, propagação de desinformação e informações enviesadas [23].

¹<https://medium.com/fundacao-fhc/a-polarizacao-politica-e-como-ela-ocorre-nas-redes-sociais-4ae04a90883f>

²<https://www.ecycle.com.br/polarizacao-politica/>

³<https://jus.com.br/artigos/101419/polarizacao-politica-e-a-intervencao-das-redes-sociais-na-formulacao-desse-processo>

Nesse contexto de forte fragilização social, a caracterização do debate político nas mídias sociais é primordial para a proposta de plataformas mais plurais, com regras eficazes de moderação para casos onde a discussão política ultrapasse os limites democráticos. Vários trabalhos na literatura apresentam este tipo de caracterização em plataformas de interação on-line, em diferentes contextos. No cenário político brasileiro, trabalhos recentes [7, 11, 18], delineiam a polarização em diferentes redes sociais que, por possuírem diferentes características e particularidades, têm metodologias, bem como resultados, mais ou menos acurados.

Este trabalho apresenta uma metodologia para caracterização de discussões polarizadas em mídias sociais, que se baseia na combinação e adaptação de algumas técnicas previamente propostas na literatura [6, 10, 12]. Os resultados das análises iniciais se mostraram promissores para a detecção e caracterização de polarização em conteúdo gerado pelos usuários. Como estudo de caso, coletamos do Reddit⁴ threads de discussões ocorridas durante as eleições presidenciais brasileiras em 2018 e 2022 e realizamos uma análise do grau de polarização política em cada período, através da extração de métricas e análise de características da modelagem matemática dos dados. Nossos resultados mostram uma tendência de aumento da polarização e diminuição do caráter de diversidade dos debates realizados por estes usuários entre os períodos analisados, corroborando discussões abordadas em trabalhos de diferentes campos de pesquisa [1, 9, 17, 21].

2 TRABALHOS RELACIONADOS

Os trabalhos da literatura que abordam o estudo da polarização em discussões em mídias sociais, em sua maioria, apresentam contribuições em três tópicos principais: (i) modelo que represente as interações entre os usuários; (ii) técnicas para a detecção de posicionamento dos usuários (*stance detection*) e; (iii) a caracterização da polarização para uma mídia social de grande interesse. Nesta seção descrevemos um conjunto não exaustivo de trabalhos que foram base para a metodologia proposta neste artigo.

Os autores de [12] apresentaram uma metodologia para quantificar a polarização no Twitter (agora renomeado para X). Foram explorados três grafos distintos, onde as interações entre usuários modelavam ou retweets, ou seguidores ou conteúdo compartilhado. Para cada um dos grafos construídos, os autores realizaram o particionamento em dois grupos opostos de discussão, utilizando o algoritmo METIS [14]. Em seguida, introduziram a métrica *Random Walk Controversy* (RWC) para quantificação da controvérsia entre os grupos. Os autores também aplicaram a análise de sentimentos

⁴<http://www.reddit.com/>

ao conteúdo compartilhado e verificaram que tópicos mais polarizados possuem uma variância maior nos sentimentos dos conteúdos quando comparados com tópicos de menor polarização.

Em [6], os autores apresentaram um modelo quantitativo baseado no comportamento do usuário para avaliar o nível de polarização em diferentes tópicos de discussões no Reddit em língua inglesa. Cada discussão foi modelada como uma árvore de discussão de dois lados, na qual a raiz é um comentário inicial de uma discussão e os demais vértices são os comentários desta discussão. As arestas da árvore foram modeladas com base na cadeia de respostas do debate e cada comentário é submetido a uma análise de sentimentos que retorna um valor no intervalo $[-4, 4]$. A discussão é dividida em dois lados de posicionamento, gerando uma árvore bipartida. Por fim, foi proposta uma medida de polarização que passa por avaliações empíricas, cujos resultados indicaram que o modelo é capaz de capturar os diferentes níveis de polarização em diferentes assuntos.

Em direção complementar, o trabalho apresentado em [10] utilizou um conjunto de modelos sintéticos de grafos para representar conexões em mídias sociais. Nos grafos gerados, cada usuário (vértice) possui uma opinião em relação a um tópico em discussão. Esta opinião varia no intervalo $[-1, 1]$, sendo -1 um posicionamento extremamente contrário e 1 um posicionamento a favor do debate estabelecido entre os vizinhos no grafo (que representam os relacionamentos na rede social). Os usuários são divididos em dois grupos: (i) os que possuem posicionamento negativo e (ii) os que possuem posicionamento positivo. A partir da definição da métrica *balance*, que é a razão da cardinalidade destes grupos, os autores caracterizam diferentes cenários onde a discussão entre os usuários é mais aberta a ser realizada por usuários de opiniões diversas e os casos onde os usuários se organizam de forma polarizada.

Considerando o contexto brasileiro, em [18] foi examinado o papel do hiperpartidarismo e da polarização no Twitter durante as eleições presidenciais de 2018, mostrando que há uma forte conexão entre polarização, hiperpartidarismo e desinformação. Em [7], os autores quantificaram a polarização política do público no contexto da pandemia de COVID-19. Já em [11], os pesquisadores exploraram, com dados do Instagram, se fatores psicológicos poderiam contribuir para o apelo de uma figura polarizadora.

Os resultados apresentados neste trabalho se diferenciam dos demais nos aspectos a seguir. Primeiramente, combinamos e adaptamos os modelos de interação apresentados em [6, 10, 12]. Resumidamente, para a detecção de posicionamento, substituímos a análise de sentimentos, que segundo alguns trabalhos não é a melhor técnica a ser utilizada [4], pelo uso de *Large Language Models* (LLMs), mais precisamente o *ChatGPT*⁵, que se mostrou adequado para a tarefa no contexto da língua inglesa [24, 25]. Para língua portuguesa, o trabalho em [20], utilizou-se desta mesma LLM para uma tarefa diferente. Uma vez que a maioria dos trabalhos no contexto brasileiro utilizam dados do Instagram e Twitter (X), com enfoque nas eleições presidenciais de 2018, nossa contribuição é analisar as interações no Reddit, comparando os cenários de possível polarização nas eleições de 2018 e 2022.

3 METODOLOGIA

A seguir descrevemos a metodologia utilizada neste trabalho.

⁵<https://platform.openai.com/>

Tabela 1: Estatísticas dos subreddits selecionados.

Subreddit	#Postagens	#Comentários	#Usuários
r/brasil	5.895	139.651	16.273
r/BrasilDoB	828	3.357	1.207
r/brasilivre	3.855	61.288	6.346
Total	10.578	204.296	23.826

3.1 Conjunto de Dados

O Reddit é uma mídia social on-line multilíngue, fundada em 2005, organizada em subcomunidades por áreas de interesse (*subreddits*). Nesta rede, os usuários discutem diferentes assuntos, através de interações do tipo postagem-comentários, chamadas de *threads*. Nosso conjunto de dados consiste em atividades de usuários (postagens e comentários) que ocorreram entre os meses de setembro e novembro de 2018 e 2022, período que engloba pré e pós-eleições.

A seleção dos *subreddits* mais relevantes, em total de publicações para o contexto analisado, foi realizada utilizando a pesquisa por relevância na API Python do Reddit⁶. A partir dos *subreddits* de maior relevância, foram coletadas 95.933 postagens datadas de setembro a novembro de 2018 e 2022. Um subconjunto destas postagens foi selecionado, com a presença pelo menos de uma das palavras-chave relacionadas ao contexto das eleições, tendo em vista os dois candidatos mais bem votados, tais como *eleições, política, Lula, Bolsonaro, Haddad, esquerda, direita, PT, PSL, PL*, resultando em 20.515 postagens. Por fim, retiramos também as postagens com conteúdo deletado/removido, escritas em outra língua e/ou constituídas somente por *links*. Finalmente, os comentários realizados nas 10.578 postagens restantes foram coletados. A Tabela 1 apresenta a principal característica dos *subreddits* selecionados.

3.2 Modelo Matemático

As discussões realizadas pelos usuários foram modeladas através de árvores, adaptando a proposta de [6]. Cada postagem inicial, denominada p_j , com $0 \leq j \leq P$ é considerada um contexto de discussão e pode receber R comentários como resposta.

Cada resposta (comentário) r_i , com $0 \leq i \leq R$, associada a uma postagem p_j , gera uma árvore $T = (V, E)$ ⁷, onde V é o conjunto da cadeia de comentários que sucedem r_i (com r_i inclusive) e E é o conjunto de arestas direcionadas (v_k, v_l) que conectam um comentário v_k (origem) à sua resposta v_l (destino). A cada uma das arestas direcionadas, associamos um peso $\sigma_{kl} \in [-1, 1]$, calculado a partir da técnica de detecção de posicionamento descrita na Seção 3.3. Resumidamente, se v_l é o comentário resposta à v_k , σ_{kl} assume valores negativos se v_l possui um posicionamento contra ao de v_k e valores positivos, se o posicionamento é a favor ao de v_k . Os casos com $\sigma_{kl} = 0$ são os de posicionamento neutro.

Com os pesos definidos, o processo final é a bipartição de cada árvore em dois subgrupos distintos de posicionamento A e B , conforme os demais trabalhos da literatura, analisando a polarização em torno de dois polos de pensamento. A raiz r_i é atribuída a um dos lados, que convencionamos, sem perda de generalidade, ser o lado A . Para os vértices v_k de nível 1, e para $\sigma_{i,k} > 0$, v_k é assinalado ao lado A . Para $\sigma_{i,k} < 0$, v_k é adicionado ao lado B . Para o caso

⁶<https://praw.readthedocs.io/>

⁷Para facilitar a leitura da notação, iremos desconsiderar o índice que identifica cada árvore associada a cada resposta.

de $\sigma_{i,k} = 0$, seguindo trabalhos da literatura [3, 6], v_k é atribuído também ao lado B . Este processo se repete a cada novo nível da árvore, considerando pares pai-filho de comentários.

3.3 Análise da Polarização

Um dos pontos mais importantes para a análise da polarização em discussões on-line é definir o posicionamento de um usuário com base na sua resposta a um comentário. Ou seja, o objetivo é medir o quanto uma resposta concorda ou discorda de um comentário. A partir dos posicionamentos de todas as respostas, construímos uma árvore bipartida, com dois subgrupos distintos de posicionamento.

Conforme apresentado em [4], o uso de técnicas de análise de sentimentos não é a melhor escolha para a detecção de posicionamento.⁸ Assim, em consonância com os trabalhos [24, 25], aplicamos o modelo GPT-4 [2] para realizar esta tarefa, a partir do uso da API da Open AI.⁹ O *score* (valor) da resposta que representa o seu posicionamento em relação ao comentário inicial varia entre $[-1, 1]$, com -1 para os casos extremamente discordantes e 1 para os casos extremamente concordantes. Este valor é denominado *Stance Score*.¹⁰ A Figura 1 apresenta a árvore bipartida a partir da definição dos posicionamentos. As arestas são coloridas em três cores: vermelho, amarelo e verde, que representam, respectivamente, peso negativo, peso igual à zero e peso positivo. Já a coloração dos vértices representa os dois lados da discussão, de acordo com a bipartição discutida na Seção 3.2 Após a definição do posicionamento para um pequeno conjunto inicial de árvores, realizamos uma validação manual dos resultados, que mostraram-se adequados para a execução da tarefa proposta.

Levando em conta que o modelo GPT-4 requer o pagamento de requisições à sua API e que este trabalho é um estudo inicial da metodologia proposta, realizamos uma amostragem dos dados a serem anotados pela ferramenta, mantendo a representatividade de cada comunidade neste subconjunto. A Tabela 2 apresenta o total de dados analisados nesta fase.

Com a definição das árvores bipartidas de discussão, o próximo passo é verificar a existência e medir intensidade da polarização nas discussões. Para tal, calculamos as seguintes métricas:

- **Desvio-Padrão e Média do Stance Score.** Seguindo [12], discursos polarizados possuem maior variância de *Stance Score* das arestas da árvore de discussão. No nosso estudo, adaptamos o ponto de corte de desvio-padrão proposto em [12]. Assim, árvores com indícios de polarização são as que possuem desvio-padrão maior que 0.4375.
- **Balance Score e Balance Side.** Estas métricas avaliam o quão balanceados estão os dois lados (bipartições) da discussão. A primeira, proposta em [10], calcula a razão entre o mínimo e o máximo do total dos *Stance Scores* positivos e negativos, ou seja, os pesos das arestas positivas e negativas das árvores. Na segunda, proposta neste trabalho, a cardinalidade dos conjuntos gerados pela bipartição é o total

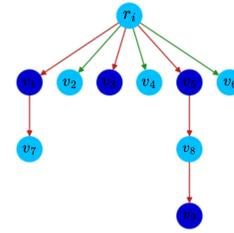


Figura 1: Exemplo de uma árvore bipartida de discussão.

de comentários em cada lado da discussão. As medidas têm intervalo de variação $[0, 1]$, sendo 0 indicativo da predominância total de apenas um lado da discussão, indicando pouca ou nenhuma polarização e 1 evidenciando uma discussão polarizada. A Figura 1, por exemplo, apresenta uma árvore de discussão em que o *Balance Score* é igual a 0.5 (6 arestas vermelhas e 3 verdes) e o *Balance Side* é igual a 0.66 (60% azul claro e 40% azul escuro).

- **Controversy Level.** Esta métrica, proposta neste trabalho, é calculada a partir do Desvio-Padrão do *Stance Score* das arestas de saída de cada comentário. A média é calculada considerando todos os comentários da árvore em análise. Caso o comentário tenha uma resposta, o *Controversy Level* é igual ao módulo do *Stance Score* desta resposta. No caso de uma folha, o *Stance Score* é o módulo referente à resposta dada ao comentário de nível superior. A métrica varia no intervalo $[0, 1]$, onde valores maiores apontam discussões controversas, com a presença de polarização.

4 ESTUDO DE CASO: DEBATE NO REDDIT

A seguir apresentamos os resultados preliminares da aplicação da metodologia proposta para quantificação da polarização nas discussões realizadas no Reddit durante as eleições brasileiras de 2018 e 2022.

A primeira análise foi um estudo de correlação entre as métricas utilizadas para verificar e quantificar a intensidade de polarização. Devido a restrição de espaço, descrevemos brevemente os resultados obtidos, omitindo as matrizes de correlação calculadas. As métricas *Balance Score* e *Desvio-Padrão do Stance Score* apresentam uma correlação positiva elevada nos dois períodos, acima de 0.7, corroborando [12], que afirma que tópicos controversos possuem variância mais elevada com relação a tópicos não controversos. Adicionalmente, destaca-se a correlação altamente negativa entre o *Balance Side* e o valor médio do *Stance Score*, evidenciando que, quando a discussão atinge teor de maior discordância (*Stance Score* negativo), os lados opostos no debate tendem a estar mais balanceados, indicando a presença de polarização na discussão.

Na segunda análise, calculamos a distribuição de probabilidades das diferentes métricas consideradas. Devido a restrição de espaço, descrevemos brevemente os resultados obtidos, omitindo os gráficos. A média do *Stance Score* possui maiores densidades de valores mais próximos a -1 em 2022 do que em 2018. Adicionalmente, a média do *Controversy level* possui distribuição de maior densidade em valores mais elevados do que os valores encontrados em 2018. A maior densidade de árvores com *Balance Side* no intervalo $[0.4, 0.6]$ em

⁸Realizamos um teste do uso da análise de sentimentos, a partir da biblioteca VADER[5]. No entanto, após uma análise manual, comentários claramente discordantes eram colocados em um mesmo lado da discussão, por serem negativos. O mesmo ocorria para casos para sentimentos positivos.

⁹<https://platform.openai.com/>

¹⁰Optamos por utilizar os nomes das métricas em inglês, para seguir os trabalhos da literatura.

Tabela 2: Total de submissões, comentários e árvores utilizadas na análise de polarização nos anos de 2018 (18) e 2022 (22).

Subreddit	#Postagens (18)	#Postagens (22)	#Comentários (18)	#Comentários (22)	#Árvores (18)	#Árvores (22)
r/brasil	8	7	2.292	2.447	175	237
r/BrasilDoB	1	1	3	54	1	5
r/brasilivre	5	5	377	588	57	73
Total	14	13	2.672	3.089	233	315

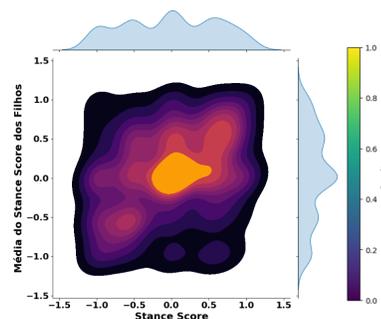
2018 aponta para maior presença de debates com caráter moderado, onde os comentários estão envolvidos em *threads* com pontos de vista diversos.

Nossa última análise foca nas opiniões individuais, com o objetivo de analisar a formação de *echo chambers* e de maiores evidências de polarização. Para tal, apresentamos na Figura 2 o mapa de calor da distribuição de densidade do *Stance Score* de cada usuário (considerando o posicionamento do comentário-pai, no eixo x) e da média do *Stance Score* dos comentários realizados pelos nós filhos. Nota-se uma concentração de densidade mais significativa em torno de zero no eixo y e em 2018, evidenciando que os indivíduos envolvem-se em debates com outros de mesmo posicionamento, mas também estão abertos a participar de discussões em assuntos dos quais possuem visões discordantes. Adicionalmente, a densidade no primeiro quadrante, representando concentração de discussões em assuntos de alta concordância entre os pares, é maior em 2018 do que em 2022. Porém, no primeiro ano, a densidade de pontos neste quadrante não tem uma separação bem demarcada com a densidade mais central (em torno do zero), como ocorre em 2022. Neste caso, podemos inferir que as discussões no segundo ano são mais "herméticas" do que as realizadas no primeiro, evidenciando uma formação mais forte de *echo chambers*, onde existe uma amplificação de discussões que reforçam uma opinião em particular. Mais ainda, o gráfico de 2022 apresenta uma maior densidade no terceiro quadrante, onde os posicionamentos entre os comentários pai e filhos são opostos, apontando uma maior polarização em torno de discussões políticas em mídias sociais.

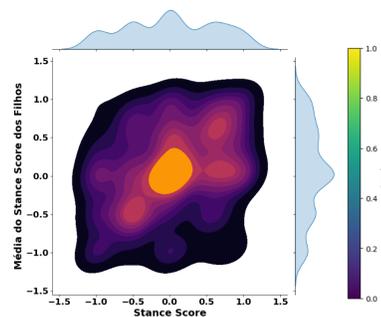
Adicionalmente, realizamos uma análise qualitativa das árvores presentes nos quadrantes 1 e 3. Árvores no primeiro quadrante, ou seja, relacionadas à formação de *echo chambers*, são árvores com discussão quase ou totalmente unilateral, com *Balance Side* baixo. Mesmo quando debatem assuntos polêmicos, os comentários realizados compartilham o mesmo ponto de vista. Também verificamos árvores com vértices no terceiro quadrante que, por outro lado, têm caráter de discussão acalorado, com *Balance Side* elevado, se tratando normalmente de assuntos polêmicos como, por exemplo, "*Sigilo de 100 anos*", "*Carona de Lula até a COP27*", "*Isolamento Político de Bolsonaro às vésperas das Eleições 2022*", com vários ramos do tipo resposta-réplica. Por fim, todas as análises realizadas apresentam resultados complementares, fornecendo evidências de aumento de polarização e formação de *echo chambers* nas discussões realizadas nas eleições de 2022, considerando a amostra de dados obtidas a partir do Reddit.

5 CONCLUSÕES

Neste trabalho apresentamos uma metodologia para caracterização de discussões polarizadas em mídias sociais, baseada na modelagem matemática de árvores de discussão, stance detection utilizando



(a) Eleições de 2018.



(b) Eleições de 2022.

Figura 2: Densidade de distribuição de *Stance Score*.

o GPT-4 e cálculo de métricas matemáticas para aferir o nível de polarização nas *threads*.

Considerando como caso de estudo a comparação entre as discussões realizadas no Reddit, referentes às eleições de 2018 e 2022, nossos resultados mostraram uma tendência de aumento da polarização e diminuição do caráter de diversidade dos debates realizados por estes usuários entre os períodos analisados, corroborando discussões abordadas em trabalhos de diferentes campos de pesquisa. Assim, os resultados iniciais apresentados neste artigo se mostraram promissores para a aplicação da metodologia de quantificação de polarização em um maior conjunto de dados como também em diferentes contextos e mídias sociais.

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

REFERÊNCIAS

- [1] [n. d.]. Polarização Política Afetiva: São os Valores Humanos e os Traços de Personalidade uma Explicação?, author=Lima, Herenilson Ferreira de, year=2021, publisher=Universidade Federal da Paraíba. ([n. d.]).
- [2] Josh Achiam, Steven Adler, Sandhini Agarwal, Lama Ahmad, Ilge Akkaya, Florencia Leoni Aleman, Diogo Almeida, Janko Altenschmidt, Sam Altman, Shyamal Anadkat, et al. 2023. Gpt-4 technical report. *arXiv preprint arXiv:2303.08774* (2023).
- [3] Rakesh Agrawal, Sridhar Rajagopalan, Ramakrishnan Srikant, and Yirong Xu. 2003. Mining newsgroups using networks arising from social behavior. In *Proceedings of the 12th international conference on World Wide Web*. 529–535.
- [4] Abeer ALDayel and Walid Magdy. 2021. Stance detection on social media: State of the art and trends. *Information Processing Management* 58, 4 (2021), 102597. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2021.102597>
- [5] Rafael J. A. Almeida. 2018. LeIA - Léxico para Inferência Adaptada. <https://github.com/rafjaa/LeIA>.
- [6] Teresa Alsinet, Josep Argelich, Ramón Béjar, and Santi Martínez. 2021. Measuring polarization in online debates. *Applied Sciences* 11, 24 (2021), 11879.
- [7] Pedro Brum, Matheus Cândido Teixeira, Renato Vimieiro, Eric Araújo, Wagner Meira Jr, and Gisele Lobo Pappa. 2022. Political polarization on Twitter during the COVID-19 pandemic: a case study in Brazil. *Social Network Analysis and Mining* 12, 1 (2022), 140.
- [8] Josemar Caetano, Samuel Guimarães, Marcelo MR Araújo, Márcio Silva, Júlio CS Reis, Ana PC Silva, Fabrício Benevenuto, and Jussara M Almeida. 2022. Characterizing Early Electoral Advertisements on Twitter: A Brazilian Case Study. In *Proc. of the SocInfo*.
- [9] Eloisa Vilas Bôas Corrêa. 2023. Redes Sociais, Ódio e Polarização Política: A Psicológica MICA DA GUERRA CIVIL DIGITAL BRASILEIRA. *POLÍTICA EM FOCO: O melhor embate é o debate-Vol. 3* (2023), 17.
- [10] Henrique Ferraz de Arruda, Felipe Maciel Cardoso, Guilherme Ferraz de Arruda, Alexis R Hernández, Luciano da Fontoura Costa, and Yamir Moreno. 2022. Modelling how social network algorithms can influence opinion polarization. *Information Sciences* 588 (2022), 265–278.
- [11] Alexandre Barros Franco and Nicholas Pound. 2022. The foundations of Bolsonaro's support: Exploring the psychological underpinnings of political polarization in Brazil. *Journal of Community & Applied Social Psychology* 32, 5 (2022), 846–859.
- [12] Kiran Garimella, Gianmarco De Francisci Morales, Aristides Gionis, and Michael Mathioudakis. 2018. Quantifying controversy on social media. *ACM Transactions on Social Computing* 1, 1 (2018), 1–27.
- [13] Samuel Guimaraes, Márcio Silva, Josemar Caetano, Marcelo Araújo, Jonas Santos, Julio CS Reis, Ana PC Silva, Fabrício Benevenuto, and Jussara M Almeida. 2022. Análise de Propagandas Eleitorais Antecipadas no Twitter. In *Anais do BrasNAM*.
- [14] George Karypis. 1997. METIS: Unstructured graph partitioning and sparse matrix ordering system. *Technical report* (1997).
- [15] Yonghwan Kim, Shih-Hsien Hsu, and Homero Gil de Zúñiga. 2013. Influence of social media use on discussion network heterogeneity and civic engagement: The moderating role of personality traits. *Journal of communication* 63, 3 (2013), 498–516.
- [16] Simon A Levin, Helen V Milner, and Charles Perrings. 2021. The dynamics of political polarization. . e2116950118 pages.
- [17] Pablo Ortellado, Marcio Moretto Ribeiro, and Leonardo Zeine. 2022. Existe polarização política no Brasil? Análise das evidências em duas séries de pesquisas de opinião. *Opinião Pública* 28 (2022), 62–91.
- [18] Raquel Recuero, Felipe Bonow Soares, and Anatoliy Gruzd. 2020. Hyperpartisanship, disinformation and political conversations on Twitter: The Brazilian presidential election of 2018. In *Proceedings of the international AAAI conference on Web and social media*, Vol. 14. 569–578.
- [19] Patrícia Rossini. 2020. Beyond toxicity in the online public sphere: understanding incivility in online political talk. *A research agenda for digital politics* (2020), 160–170.
- [20] Eloize Seno, Lucas Silva, Fábio Anno, Fabiano Rocha, and Helena Caseli. 2024. Aspect-based sentiment analysis in comments on political debates in Portuguese: evaluating the potential of ChatGPT. In *Proceedings of the 16th International Conference on Computational Processing of Portuguese*. 312–320.
- [21] Aline Galantini Silva. 2023. O insaciável espírito da época: ensaios de psicologia analítica e política, de: Humbertho Oliveira, Roque Tadeu Gui e Rubens Bragarnich. Editora Vozes, 2021. *Self-Revista do Instituto Junguiano de São Paulo* 8 (2023), e007–e007.
- [22] Cass R. Sunstein. 2018. *Republic: Divided Democracy in the Age of Social Media*. Princeton University Press, Princeton. <https://doi.org/doi:10.1515/9781400890521>
- [23] Michela Del Vicario, Walter Quattrociocchi, Antonio Scala, and Fabiana Zollo. 2019. Polarization and fake news: Early warning of potential misinformation targets. *ACM Transactions on the Web (TWEB)* 13, 2 (2019), 1–22.
- [24] Bowen Zhang, Daijun Ding, and Liwen Jing. 2022. How would stance detection techniques evolve after the launch of chatgpt? *arXiv preprint arXiv:2212.14548* (2022).
- [25] Bowen Zhang, Xianghua Fu, Daijun Ding, Hu Huang, Yangyang Li, and Liwen Jing. 2023. Investigating chain-of-thought with chatgpt for stance detection on social media. *arXiv preprint arXiv:2304.03087* (2023).