

A social curiosity-driven approach to analyzing the information dissemination in Telegram political groups

Francisco F. Vasconcelos
francisco.vasconcelos@aluno.ufop.edu.br
Universidade Federal de Ouro Preto

Alexandre M. de Sousa
alexandre.sousa@ufop.edu.br
Universidade Federal de Ouro Preto

Jussara M. Almeida
jussara@dcc.ufmg.br
Universidade Federal de Minas Gerais

ABSTRACT

Social curiosity plays a key role in the process of information dissemination on online social media platforms such as Telegram. Understanding the mechanisms that influence this process, especially in times of political unrest such as the Brazilian elections of 2022, is crucial. Recent studies have shown that curiosity is an important factor influencing user behavior when sharing information on online social media platforms. However, there are few studies that measure curiosity on these platforms, and none of them look at Telegram groups. The present study aims to fill this gap by investigating social curiosity in Telegram groups. The aim is to analyze how social curiosity affects user behavior, information sharing and understand the role of groups in stimulating social curiosity.

KEYWORDS

Curiosidade Social, Grupos Políticos, Comunicação em Grupo, Disseminação de Informação, Telegram

1 INTRODUÇÃO

Plataformas de mídias sociais online são uma realidade no dia a dia de mais de 84% dos brasileiros¹. Nos últimos anos, plataformas de comunicação em grupo, em especial, vêm ganhando cada vez mais popularidade para a disseminação de informação em larga escala [6]. Um exemplo de plataforma amplamente utilizada pelos brasileiros no cenário político e social é o Telegram, devido às suas políticas de uso menos restritivas. Isso facilita desde a disseminação de desinformação até a coordenação de manifestações sociais, como a do dia 8 de janeiro de 2023 [11]. Assim, a identificação e compreensão dos fatores que auxiliam o processo de disseminação da informação nesses ambientes são extremamente importantes.

Dentre os fatores que contribuem na disseminação de informação, se encontram os traços de personalidade do comportamento humano. Em razão desse fato, pesquisas recentes sobre a modelagem da personalidade do usuário têm surgido para melhoria e personalização de serviços de sistemas de informação online, tais como máquinas de busca, sistemas de recomendação e até tecnologias educacionais [14]. Alguns modelos, tais como o *Big Five*, mostram que a curiosidade está fortemente relacionada a alguns traços de personalidade humano [7, 15]. De fato, a curiosidade é crucial para o desenvolvimento do ser humano, desde a infância até a vida adulta, pois direciona o indivíduo na busca de informação. De forma sucinta,

a curiosidade pode ser definida como a necessidade ou desejo pela informação [1, 5]. Em razão desse fato, as pessoas dedicam muito tempo à busca e ao consumo de informação, tais como, por exemplo, em mídias sociais online [4]. Por isso, o fomento de pesquisas sobre a curiosidade é de suma importância para compreensão do comportamento do usuário online e tem consequências econômicas diretas na era da informação [12].

Em um trabalho pioneiro da psicologia, Berlyne [1] argumenta que a curiosidade é governada por estímulos externos e seu processo de estimulação é complexo pois é constituído de vários aspectos que são chamados de *variáveis colativas*, as quais são *novidade*, *incerteza*, *conflito* e *diversidade*. Estudos modernos da psicologia têm argumentado que a *curiosidade social* é um outro aspecto do estímulo de curiosidade que precisa ser considerado [3]. Assim, a *curiosidade social* é o interesse em obter novas informações sociais (e.g., como as pessoas pensam, se comportam e agem) e é essencial para a criação de redes sociais e relacionamentos [3]. Por fim, o nível adequado de um estímulo provoca uma reação curiosa em uma pessoa, assim surge um modelo conceitual chamado *curva de Wundt* que representa o *nível ótimo de estimulação* [1]. A curva de Wundt tem formato de sino e define a relação entre o nível de estímulo e o nível de prazer que uma pessoa sente ao satisfazer a sua curiosidade [1]. Nessa curva, baixos níveis de prazer são alcançados quando o indivíduo recebe muito (zona de ansiedade) ou pouco (zona de tédio) estímulo. Por sua vez, o nível máximo de prazer/curiosidade é obtido quando um estímulo moderado é recebido (zona de curiosidade).

No geral, modelos de curiosidade têm sido aplicados em várias áreas da computação tais como inteligência artificial, educação, e sistemas de informação online, em especial em sistemas de recomendação [13]. Porém, na área de mídias sociais online existem poucos trabalhos que investigam a curiosidade na disseminação de informação, o que abre uma nova oportunidade na literatura. Por exemplo, Sousa et al. [8] estudam a curiosidade no consumo de música no LastFM, propondo métricas de *novidade*, *incerteza*, *complexidade*, e *conflito*, modelando a curiosidade pela curva de Wundt. Sousa et al. [9] investigam a *curiosidade social* no compartilhamento de informações no WhatsApp, criando métricas específicas.

Diante desse cenário, este trabalho tem como objetivo investigar o papel da curiosidade social no processo de disseminação de informação de grupos políticos do Telegram, onde mensagens foram compartilhadas durante o período das eleições presidenciais no Brasil em 2022. Para isso, este trabalho pretende responder questões de pesquisa (QP) definidas a seguir:

- QP1: Como o compartilhamento de mensagens em grupos do Telegram pode ser caracterizado pelo estímulo de curiosidade social?
- QP2: Como o comportamento dos usuários em grupos do Telegram pode ser caracterizado pelo estímulo de curiosidade social?

¹<https://datareportal.com/reports/digital-2024-global-overview-report>

– **QP3:** *Como o comportamento agregado dos grupos do Telegram pode ser caracterizado pelo estímulo de curiosidade social?*

– **QP4:** *Como a dinâmica do estímulo de curiosidade social dos grupos do Telegram em relação aos conteúdos compartilhados evolui ao longo do tempo?*

Para responder a essas questões de pesquisa, serão aplicadas a metodologia e o modelo de curiosidade social proposto por Sousa et al. [9]. Dessa forma, este trabalho traz uma nova contribuição para a literatura ao ser o primeiro estudo a aplicar o modelo de curiosidade na modelagem do comportamento do usuário na análise de grupos políticos do Telegram. Vale ressaltar que o ano de atividade desses grupos é marcado por diversas polêmicas envolvendo a disseminação de *fake news*, desinformação e coordenação de manifestações sociais. Isso forma o ambiente ideal para a pesquisa sobre curiosidade em uma plataforma com número de membros ilimitado pois fornece uma nova perspectiva da disseminação de informação.

2 COLEÇÃO DE DADOS E METODOLOGIA

Este trabalho utiliza o modelo de curiosidade e a metodologia proposta por Sousa et al. [9] e Sousa et al. [8] para analisar o papel da curiosidade social no processo de disseminação de informação em grupos do Telegram. Para tanto, foi utilizada a coleção de dados do Telegram do trabalho de Venâncio et al. [11] que construiu um *crawler* que buscou links de grupos relacionados à política no Twitter/X e que, por meio da API Telethon², coletou mensagens e dados de grupos do Telegram. Cada registro da coleção de dados conta com o texto da mensagem, o tipo de mídia (e.g., texto, URL, imagem ou vídeo), o tempo em que a mensagem foi compartilhada, um identificador anônimo do usuário e a identificação do grupo. O período de análise considerado neste trabalho é de 1° de janeiro de 2022 a 28 de fevereiro de 2023 e conta com 4.807.516 mensagens compartilhadas por 137.111 remetentes únicos em 282 grupos. Ressalta-se que canais não foram considerados para análise. A metodologia deste trabalho é dividida em 5 etapas conforme descrito a seguir.

I) Definição das premissas do modelo de curiosidade: uma vez que o ambiente de análise é composto por um conjunto de mensagens compartilhadas em grupos do Telegram, este trabalho utiliza as mesmas premissas do modelo de curiosidade definidas no trabalho de Sousa et al. [9] para o WhatsApp, principalmente pelo uso de recursos em comum existentes nas duas plataformas. Dessa forma, as *ações do usuário* de interesse são o compartilhamento de mensagens de diferentes tipos de mídias (e.g., texto, URL, imagem e vídeo) as quais formam o *histórico de eventos de ação* do usuário. As premissas a serem consideradas são definidas a seguir:

- (1) A curiosidade do usuário pode ser estimulada de diferentes formas dependendo dos recursos da plataforma e do tipo de ação do usuário.
- (2) A forma com que um usuário reage a um estímulo de curiosidade muda no decorrer do tempo.
- (3) A curiosidade do usuário tem um período de ativação que é definido de acordo com o *intervalo de tempo* que precede à sua ação de compartilhamento, que é chamado de *janela de interação*, durante a qual as ações dos membros do grupo podem provocar sua curiosidade.
- (4) A curiosidade social de um indivíduo varia dependendo das pessoas com quem ele interage em um grupo particular.
- (5) A curiosidade social é estimulada por outros usuários que compartilham mensagens durante a *janela de interação*.
- (6) A curiosidade social pode ser estimada pelo histórico da frequência das interações entre os usuários dentro de cada *janela de interação*.

²<https://docs.telethon.dev/en/stable/>

Para o cálculo das métricas, são considerados somente usuários com no mínimo 30 mensagens e uma *janela de interação* de 30 minutos com pelo menos 10 mensagens. Após esse filtro, restaram 277 grupos e 3.026.345 mensagens de 10.277 usuários únicos.

II) Definição das métricas de curiosidade: neste trabalho são utilizadas quatro métricas de curiosidade social propostas no trabalho de Sousa et al. [9], as quais são derivadas de métricas da teoria da informação e capturam aspectos do estímulo de curiosidade no compartilhamento de mensagens *em nível individual*: (a) curiosidade social direta máxima; (b) curiosidade social direta média; (c) curiosidade social indireta máxima; e (d) curiosidade social indireta média. Ainda, para análise *em nível agregado* (comportamento coletivo), são utilizadas métricas de grupo tais como *entropia*, que representa a incerteza em termos da quantidade de informação disponível no grupo, e *informação mútua*, que denota a redução da incerteza em função da existência da curiosidade social no grupo. Além disso, são calculadas métricas de curiosidade referentes às variáveis colativas tradicionais, a saber, *novidade*, *incerteza* e *conflito* para o tipo de mídia e para os usuários que compartilharam mensagens dentro da *janela de interação*. E, por fim, a métrica de *complexidade* do tipo de mídia. Estas 7 métricas são utilizadas para mostrar até que ponto as métricas de curiosidade social capturam aspectos que não são capturados pelas variáveis colativas. Todas as métricas são calculadas para cada mensagem compartilhada por um usuário em um grupo.

III) Processo de seleção das métricas de curiosidade: esta etapa é realizada com o objetivo de identificar quais métricas capturam aspectos complementares do estímulo de curiosidade, principalmente para evitar possíveis problemas de multicolinearidade. Para esse fim, foram calculados os coeficientes de correlação de Spearman para cada par de métricas de cada usuário (11 variáveis resultam em 55 coeficientes). Em seguida, verifica-se qual é o percentual de usuários que possuem coeficientes de correlação no intervalo $(-1, -0.5)$ e $(+0.5, +1.0)$, considerados como correlação moderada/alta. Então, o par de métricas que possui mais de 70% dos casos (usuários) com correlação moderada/alta é considerado como redundante e, do par, é selecionada apenas uma. Assim, apenas as métricas consideradas complementares são selecionadas para análise.

IV) Caracterização da curiosidade social: a caracterização dos estímulos de curiosidade social foi dividida nos três passos a seguir. **(A) Caracterização de mensagens:** utiliza apenas as métricas de curiosidade social em nível individual selecionadas na etapa **III** e visa identificar perfis de mensagens por meio da clusterização de mais de 3 milhões de mensagens utilizando o algoritmo Mini-batch K-means e o número ideal de clusters é selecionado pelo maior índice de Silhouette. **(B) Caracterização do perfil dos usuários:** a partir dos perfis de mensagens obtidos, cada usuário é representado por meio de um *User Behavioral Model Graph* (UBMG). Um UBMG é um grafo onde cada nó representa um perfil de mensagem (estado) e as arestas representam as transições entre os perfis de mensagens de um usuário. O peso de cada aresta é dado pela probabilidade de transição entre os perfis de mensagens. Um mesmo usuário pode ser representado por um UBMG diferente para cada grupo em que participa. Visando identificar perfis de usuários distintos, os 10 mil UBMGs dos usuários são agrupados por meio do algoritmo Mini-batch K-means e o número ideal de clusters é selecionado pelo maior índice de Silhouette. **(C) Caracterização do comportamento coletivo:** visando identificar diferentes clusters relacionados aos 277

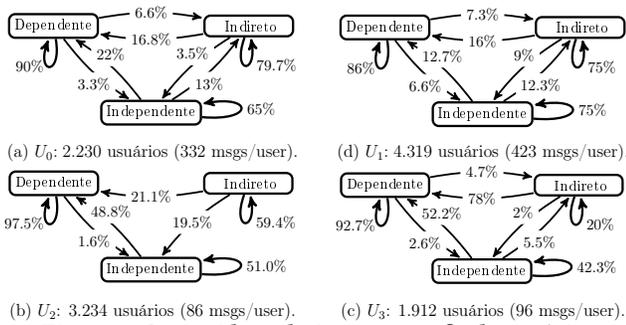


Figure 1: Centroides relativos aos perfis de usuários

grupos do Telegram, o algoritmo K-means é utilizado. Para isso, os grupos são representados pelas 2 métricas de curiosidade de grupos em nível agregado, *entropia* e *informação mútua*, e pelo número total de membros. Por fim, o número ideal de clusters é selecionado pelo maior índice de Silhouette.

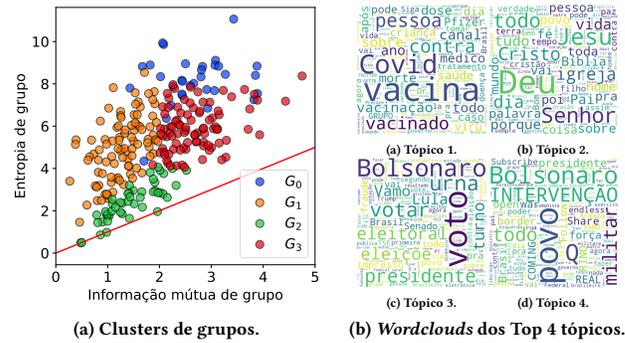
V) Análise de tópicos e do impacto da curiosidade social na disseminação de informação: a análise de tópicos é realizada a partir do conteúdo das mensagens de texto compartilhadas para que elas possam ser rotuladas por assunto, o que facilita a identificação do conteúdo das mensagens durante as conversas nos grupos. Para isso, é utilizada a ferramenta Bertopic [2] que faz uso de modelos pré-treinados disponibilizados na plataforma *Hugging Face*³ e o modelo utilizado é o Bertimbau [10]. Os resultados dos tópicos permitem identificar quais assuntos foram discutidos nos grupos ao longo do tempo. Dessa forma, assuntos abordados durante a ocorrência de eventos importantes (eleições ou manifestações) podem ser relacionados com o impacto da curiosidade social no grupo.

3 RESULTADOS

Nesta seção são descritos os resultados para cada etapa da metodologia que ajudam a responder a cada uma das questões de pesquisa conforme a seguir. Os resultados da Etapa III da metodologia mostram que, para mais de 84% dos casos as métricas de curiosidade social são *complementares* às métricas das variáveis colativas tradicionais (i.e., capturam aspectos relevantes). Para as métricas de curiosidade social, são selecionadas as métricas *curiosidade social direta máxima* e *curiosidade social indireta máxima e média* (são *complementares* para mais de 59% dos casos). Essas métricas são então utilizadas na Etapa IV (A) para clusterização das mensagens, na qual foram identificados os perfis de mensagens (1) *Dependente*, com 53% das mensagens (msgs), onde a métrica de *curiosidade social direta* domina; (2) *Independente* em que as métricas de curiosidade social são menores (20% das msgs); e (3) *Indireto* no qual as métricas de *curiosidade social indiretas* dominam (27% das msgs).

A análise da Etapa IV (B) foi realizada por meio da clusterização dos UBMGs construídos com os perfis de mensagens obtidos na Etapa IV (A). Dessa forma, foram encontrados 4 perfis de usuários cujos centroides são apresentados na Figura 1. No geral, nota-se que os perfis dos usuários têm uma tendência maior de permanecer no estado *Dependente* (perfil de mensagens) bem como de transitarem dos estados *Indireto* e *Independente* para *Dependente*. Há um destaque para o UBMG U_2 que não tem transições para o estado *Indireto* e possui maior probabilidade de transição para *Independente*.

³<https://huggingface.co/>



(a) Clusters de grupos.

(b) Wordclouds dos Top 4 tópicos.

Figure 2: Resultados das Etapas IV(C) e V.

Na Etapa IV (C), a clusterização de grupos do Telegram resultou em 4 clusters ilustrados na Figura 2a por diferentes cores. Nessa figura, cada grupo é um ponto em que o eixo x representa a *informação mútua* e o eixo y denota a *entropia*. Ainda, o *impacto da curiosidade social* na entropia dos grupos é calculado pela razão entre a *informação mútua* e a *entropia*. Essa razão possui valores entre 0 e 1 e, quanto mais próximo de 1, maior é o *impacto da curiosidade social* para o grupo. A linha vermelha na diagonal da Figura 2a mostra quando essa razão é igual a 1. Dessa forma, os clusters G_2 (18% dos grupos) e G_3 (34% dos grupos) estão mais próximos dessa linha vermelha na figura e são os que têm o maior impacto da curiosidade social. Para os clusters G_0 (12% dos grupos) e G_1 (36% dos grupos) a curiosidade social representa um papel menos importante na disseminação de informação.

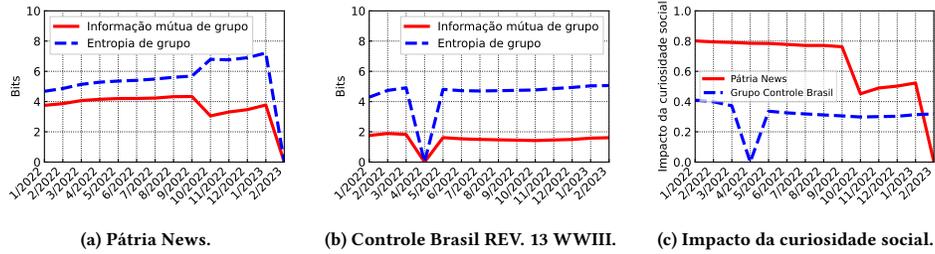
Na análise de tópicos da Etapa V, foram identificados 536 tópicos das mensagens de texto. Após a remoção e filtragem de tópicos irrelevantes (saudações, reações ou onomatopeias), foram identificados 37 tópicos que tratam de assuntos importantes e cobrem 30% de todas as mensagens. A Figura 2b apresenta as *wordclouds* dos Top 4 tópicos mais frequentes nas conversas (41% dos tópicos). Nessa figura, os assuntos abordados são referentes à vacinação e pandemia da COVID-19 (tópico 1), questões religiosas (tópico 2), processo democrático e urnas eletrônicas (tópico 3), e, por fim, forças armadas e intervenção militar (tópico 4).

Ainda, para ilustrar os resultados Etapa V, foram selecionados 2 grupos que pertencem a clusters de grupos diferentes e que possuem atividade de compartilhamento de mensagens significativa no período de análise. Os grupos são: (a) “Pátria News” do cluster G_0 com 1.804 usuários e 24.382 mensagens e *impacto de curiosidade social* de 53%; (b) “Grupo Controle Brasil REVELATION 13 WWII” do cluster G_1 com 34% de *impacto de curiosidade social*, 460 usuários e 10.704 mensagens. A Figura 3 apresenta as séries temporais para as métricas de grupo e para o percentual do *impacto da curiosidade social* para os 2 grupos de exemplo. Nessa figura, é possível observar uma queda nas atividades no grupo “Controle Brasil” em abril de 2022, a qual pode ser relacionado a um bloqueio de grupos de Telegram ordenado pelo STF em março⁴, seguido por um bloqueio no dia 19 de abril⁵. O mesmo aconteceu no grupo “Pátria News” em fevereiro de 2023, possivelmente por causa das manifestações do dia 8 de janeiro de 2023 em Brasília⁶.

⁴<http://glo.bo/4aNLpPs>

⁵<https://bit.ly/3VpWGBM>

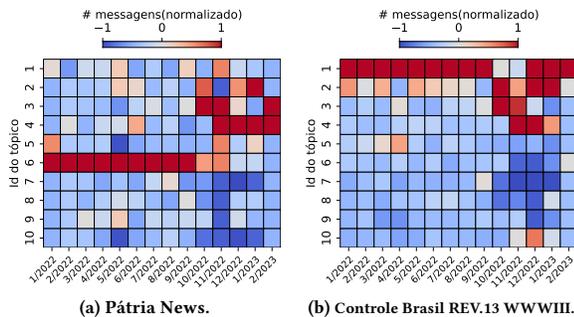
⁶<https://bit.ly/3yKDMvY>



(a) Pátria News. (b) Controle Brasil REV. 13 WWIII. (c) Impacto da curiosidade social.

Figure 3: Evolução da dinâmica da curiosidade social nos grupos de exemplo.

Também é possível observar uma relação entre o aumento de atividade das conversas dos tópicos com as métricas de curiosidade ao longo dos meses. As Figuras 4a e 4b apresentam uma *heatmap* em que a coluna representa o mês e as linhas representam os Top 10 tópicos mais frequentes. Esse *heatmap* mostra para qual mês o compartilhamento de mensagens de um determinado tópico aumenta no decorrer do ano. Para o grupo da Fig. 4a, o tópico 6 sobre família domina as conversas até 09/23. Já, para o grupo da Fig. 4b, o tópico 1 foi dominante em quase o ano todo, exceto em 09/22 e 10/22. É possível notar que os tópicos de 1 a 4 (*wordclouds* da Fig. 2b) tiveram um aumento de atividade em 10/22 até 02/23, período durante e depois das eleições presidenciais. Esses tópicos se referem a questões religiosas, questionamentos do processo eleitoral e incitações à intervenção militar. A Fig. 3c mostra um aumento constante do *impacto de curiosidade social* para os 2 grupos após o 2º turno das eleições (10/22) até jan/fev de 2023, mesmo período em que houve aumento de atividade dos tópicos de 1 a 4 (Fig. 4a e 4b).



(a) Pátria News. (b) Controle Brasil REV.13 WWIII.

Figure 4: Top 10 tópicos mais abordados por mês.

4 DISCUSSÃO E CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho apresentou uma análise da curiosidade social a partir de uma coleção de dados do Telegram, referente a um período de turbulência no cenário político e social no Brasil. Os resultados mostram como a curiosidade social está relacionada ao conteúdo da informação disseminada nos grupos do Telegram. Por meio da clusterização das mensagens, foi possível responder a **QP1** onde 3 perfis de estímulo de curiosidade de mensagens foram encontrados. Ainda, por meio desses perfis de estímulo, UBMGs dos usuários foram construídos e sua clusterização possibilitou encontrar 4 perfis de usuários distintos (**QP2**). A **QP3** também foi respondida através da clusterização dos grupos. A utilização das métricas em nível agregado de *entropia*, *informação mútua* e *impacto de curiosidade social* permitiram a caracterização do comportamento dos grupos em termos de curiosidade social. Finalmente, a análise de tópicos junto

às métricas de curiosidade social dos grupos permitiram responder a **QP4**. Dessa forma, foi possível constatar que certos assuntos apelativos abordados nas conversas dos grupos apresentam uma relação direta com o *impacto da curiosidade social* durante o período de análise. Para esses assuntos foi observada uma variação do impacto da curiosidade no momento em que eles sofreram um aumento de atividade no compartilhamento de mensagens.

Os resultados deste trabalho permitem uma comparação direta com os resultados da análise do WhatsApp de Sousa et al. [9]. Além disso, este trabalho abre caminho para diversas possibilidades de novos trabalhos futuros na literatura com modelos de curiosidade em outros tipos de plataformas de mídias sociais online.

REFERENCES

- [1] D.E. Berlyne. 1960. *Conflict, Arousal and Curiosity*. McGraw-Hill.
- [2] Maarten Grootendorst. 2022. BERTopic: Neural topic modeling with a class-based TF-IDF procedure. *arXiv preprint arXiv:2203.05794* (2022).
- [3] Todd B. Kashdan, David J. Disabato, Fallon R. Goodman, and Patrick E. McKnight. 2020. The Five-Dimensional Curiosity Scale Revised (5DCR): Briefer Subscales While Separating Overt and Covert Social Curiosity. *Personality and Individual Differences* 157 (2020), 109836.
- [4] C. Kidd and B. Y. Hayden. 2015. The Psychology and Neuroscience of Curiosity. *Neuron* 88, 3 (November 2015), 449–460.
- [5] G. Loewenstein. 1994. The Psychology of Curiosity: A Review and Reinterpretation. *Psychological Bulletin* 116, 1 (1994), 75–98.
- [6] Gustavo Resende, Johnnatan Messias, Márcio Silva, Jussara Almeida, Marisa Vasconcelos, and Fabricio Benevenuto. 2018. A System for Monitoring Public Political Groups in WhatsApp. In *Proc. of the 24th WebMedia* (Salvador, BA, Brazil) (*WebMedia '18*). ACM, New York, NY, USA, 387–390.
- [7] R. J. D. F. Santos. 2017. *Inferring the Curiosity by Using Facebook Profile Data*. Master's thesis. Department of Information Systems and Computation, Univ. Polit. València, Spain.
- [8] Alexandre M. Sousa, Jussara M. Almeida, and Flavio Figueiredo. 2020. Analyzing and modeling user curiosity in online content consumption: a LastFM case study. In *Proceed. of the 2019 IEEE/ACM Inter. Conf. on ASONAM* (Vancouver, British Columbia, Canada) (*ASONAM '19*). ACM/IEEE, New York, NY, USA, 426–431.
- [9] Alexandre Magno Sousa, Jussara M. Almeida, and Flavio Figueiredo. 2022. Metrics of social curiosity: The WhatsApp case. *Online Social Networks and Media* 29 (2022), 100200.
- [10] 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.
- [11] 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 *Proc. of the Inter. AAAI Conf. on Web and Social Media*, Vol. 18. AAAI, Buffalo, New York, USA, 1545–1556.
- [12] Zachary Wojtowicz and George Loewenstein. 2020. Curiosity and The Economics of Attention. *Current Opinion in Behavioral Sciences* (2020).
- [13] Q. Wu and C. Miao. 2013. Curiosity: From Psychology to Computation. *Comput. Surveys* 46, 2 (2013), 18:1–18:26.
- [14] Q. Wu, C. Miao, and B. An. 2014. Modeling Curiosity for Virtual Learning Companions. In *Proc. of the AAMAS '14* (Paris, France). Intern. Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems, Richland, SC, 1401–1402.
- [15] W. Youyou, M. Kosinski, and D. Stillwell. 2015. Computer-based personality judgments are more accurate than those made by humans. *National Academy of Sciences* 112, 4 (2015), 1036–1040.