



PADRÕES DE COMPORTAMENTO DAS CONTAS *BOTS* E HUMANAS NA MÍDIA X POR MEIO DA ANÁLISE DE SENTIMENTOS NO *CHATGPT*

Danielle Pompeu Noronha Pontes

 <https://orcid.org/0000-0003-0036-6638>.

 dnoronha@uea.edu.br.

 Universidade de Brasília (UnB) |

 <https://ror.org/02xpf8v59> | Brasília, Brasil.

João de Melo Maricato

 <https://orcid.org/0000-0001-9162-6866>.

 jmmaricato@unb.br.

 Universidade de Brasília (UnB) |

 <https://ror.org/02xpf8v59> | Brasília, Brasil.

Eixo temático: Altmétria e Webometria

Modalidade: Resumo expandido

DOI: 10.22477/ix.ebbc.326

Resumo: Análises automatizadas na comunicação digital contribuem para compreensão dos fenômenos sociais. Este artigo explora as trocas sociais de literaturas científicas no X, para analisar os sentimentos e o comportamento dos seus usuários em relação às publicações com o objetivo de identificar padrões de comportamento de *bots*. Diante disso, este experimento analisa, através do uso do *ChatGPT*, postagens no X sobre uma publicação. Foram selecionadas 26 contas dentre as quais tiveram os mais elevados números de postagens no X na plataforma Altmétric e analisada uma amostra de 3.380 postagens. Observa-se que houve diferenças marcantes no comportamento entre *bots* e humanos.

Palavras-Chave: Análise de Sentimentos. *ChatGPT*. Altmétria. X (Antigo *Twitter*). Identificação de *bots*.



1 INTRODUÇÃO

As mídias sociais, notadamente o X, exercem uma influência substancial no ciclo de vida da produção científica (Darling *et al.*, 2013). Ao catalisar a interconexão de redes acadêmicas, acelerar o desenvolvimento ideacional e amplificar a difusão do conhecimento, tais plataformas proporcionam vantagens inegáveis. Contudo, a presença crescente de *bots* nesse ecossistema, alguns benignos e outros não, instiga uma imperativa avaliação de seus impactos. A temática concernente à participação de *bots* na disseminação de artigos científicos no X assume crescente relevância no contexto atual, permeado pela confluência da inteligência artificial e das plataformas de mídias sociais.

Estudos recentes exploram a análise de sentimentos em contextos alométricos, investigando correlações entre sentimentos expressos, plataformas de mídia social e impacto acadêmico. Arredondo (2018) destacou a falta de correlação entre sentimentos expressos e impacto social de publicações científicas. Halevi e Schimming (2018) propuseram uma análise de sentimentos em menções de mídias sociais e notícias científicas, facilitando a compreensão do conteúdo. Hassan *et al.* (2021) mostraram a eficácia de algoritmos de aprendizado de máquina na identificação de sentimentos em dados alométricos. Já Hassan *et al.* (2023) exploraram interações sociais, especialmente em postagens no X, revelando variações nos sentimentos expressos em diferentes campos de pesquisa, fornecendo insights sobre a percepção da pesquisa científica nas mídias sociais.

A aplicação de inteligência artificial na análise de sentimentos em mídias sociais representa uma área em evolução na Processamento de Linguagem Natural (NLP), que visa interpretar dados subjetivos de várias fontes. Esta evolução passa por três fases importantes: a era baseada no léxico, a era do aprendizado de máquina (ML) e a era atual, fundamentada no modelo Transformer. Segundo Liu *et al.* (2020), a análise de sentimentos, também conhecida como mineração de opinião, combina recuperação de informações, NLP e inteligência artificial para determinar as opiniões de um grupo sobre um tema específico, classificando expressões como positivas, negativas ou neutras. Ela investiga a expressão de opiniões, sentimentos, avaliações, atitudes e emoções em textos escritos em relação a entidades e seus atributos. Geralmente, essa tarefa se concentra em determinar se as emoções possuem uma conotação positiva ou negativa.

No contexto do X, um dos principais desafios na classificação do sentimento das postagens é a expressão informal das opiniões, levando a erros ortográficos e uso descuidado da gramática (Barreto *et al.*, 2023). Estudos recentes indicam que os sentimentos expressos em postagens no X podem prever o impacto inicial de artigos de pesquisa, com artigos mencionados em postagens positivas e neutras, tendo um impacto maior do que aqueles não mencionados ou mencionados em postagens negativas (Hassan *et al.*, 2023). No entanto, é válido questionar se essas impressões positivas, neutras ou negativas são originadas de contas automatizadas (*bots*) ou não.

O *ChatGPT* é destacado como uma ferramenta potencialmente útil para análises de sentimentos em várias áreas de pesquisa. Um estudo conduzido por Silva e Serrano (2023) enfatiza sua eficácia, ressaltando que pode ser extremamente útil na interpretação automatizada de textos. Segundo os autores, o *ChatGPT* se destaca pela capacidade de compreender o contexto das mensagens, produzindo resultados comparáveis aos de análises conduzidas manualmente pelos pesquisadores.



Diante do exposto, este estudo emprega o modelo de linguagem GPT-3 para analisar os sentimentos das postagens dos usuários do X sobre uma publicação científica, com o intuito de futuramente explorar essa capacidade na diferenciação entre contas consideradas *bots* ou humanas, com base na polaridade das postagens (positivas, negativas ou neutras). Utilizando dados de contas previamente classificadas como humanas ou *bots*, conforme o estudo de Pontes e Maricato (2023b), a pesquisa busca identificar padrões que possibilitem a classificação eficaz das contas do X como *bots* ou humanas, a partir dos sentimentos expressos nas postagens.

2 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

O conjunto de dados em análise inclui uma amostra de postagens no X que fizeram menção ao editorial com o título “*Dying in a Leadership Vacuum*” (DOI: 10.1056/NEJMe2029812). Cabe destacar que essa publicação é da área de medicina e saúde, com foco no COVID e está listada entre as que possuem maiores scores altmétricos pela plataforma Altmetric.

Essas características podem, hipoteticamente, representar comportamentos sociais, incluindo a intensidade do uso de *bots*. Portanto, como se trata de assunto que tem forte influência política e interesse social, onde o negacionismo científico se fez presente, os comportamentos observados nesse conjunto de artigos e respectivas contas no Twitter, provavelmente contam com dinâmicas peculiares de adesão social que podem ser diferentes em outros contextos temáticos e tipos de publicação. (Pontes; Maricato, 2023a)

Ressalta-se que Pontes e Maricato (2023b)¹ classificaram os perfis que comentaram a publicação no X, através do *Botometer* e disponibilizaram os dados classificados em um *dataset*². A classificação realizada pelo *Botometer* é baseada em um classificador de aprendizagem de máquina supervisionado, que é capaz de distinguir contas similares a *bots* e contas similares a humanos, com base em seus recursos ou características (Pontes; Maricato 2023a).

Uma vez que as postagens não foram disponibilizadas no dataset, foi necessário realizar a coleta de uma amostra de postagens do X que fizeram menção à publicação. Os posts foram extraídos da plataforma *Altmetric* através de um algoritmo em *Python* usando a biblioteca *Beautiful Soup* e o *Google Colab*. Com isso, foi gerado um conjunto de dados, de 9.792 postagens no X que comentaram especificamente o documento estudado. Dessas postagens foram identificados 5.601 perfis únicos, que foram confrontados com os perfis classificados e disponibilizados no dataset gerado por Pontes e Maricato (2023b). Das contas que continham a classificação foram selecionadas as que realizaram 12 ou mais postagens, totalizando 26 contas.

Segundo o dataset disponibilizado por Pontes e Maricato (2023b), 4 contas foram classificadas como *bot* e 22 como humanas. As contas classificadas contribuíram com um total de 3.383 postagens. Por fim,

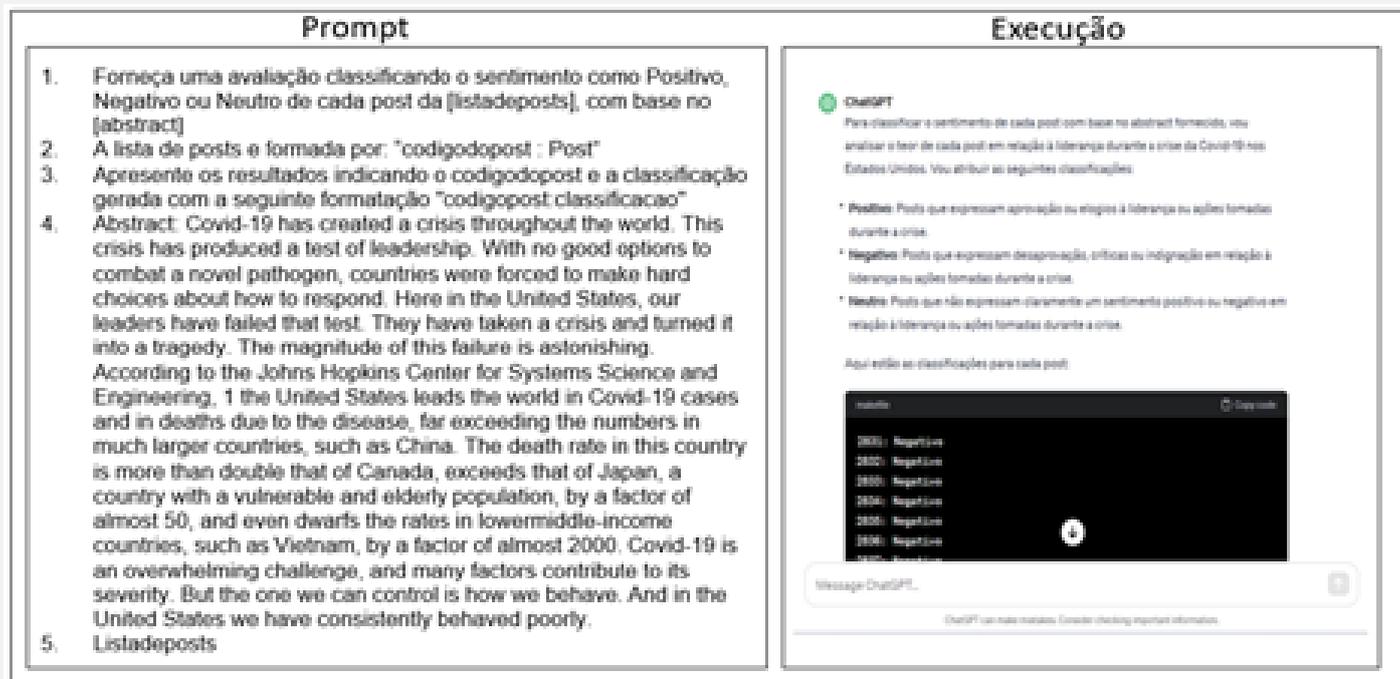
¹ Pontes e Maricato (2023b) utilizaram o *Botometer* para classificar as contas que comentaram a publicação científica (DOI: <https://doi.org/10.1056/NEJMe2029812>) entre *Bots*/Humanas.

² <https://doi.org/10.5281/zenodo.8137161>.

os sentimentos expressos nessas 3.383 postagens foram classificados utilizando o *ChatGPT*.

A Análise de sentimentos dos posts foi realizada através do *ChatGPT 3.5* utilizando o *Prompt* apresentado na Figura 1.

Figura 1 - *Prompt* utilizado e resultado da execução apresentado pelo *ChatGPT*.



Fonte: dados da pesquisa (2024).

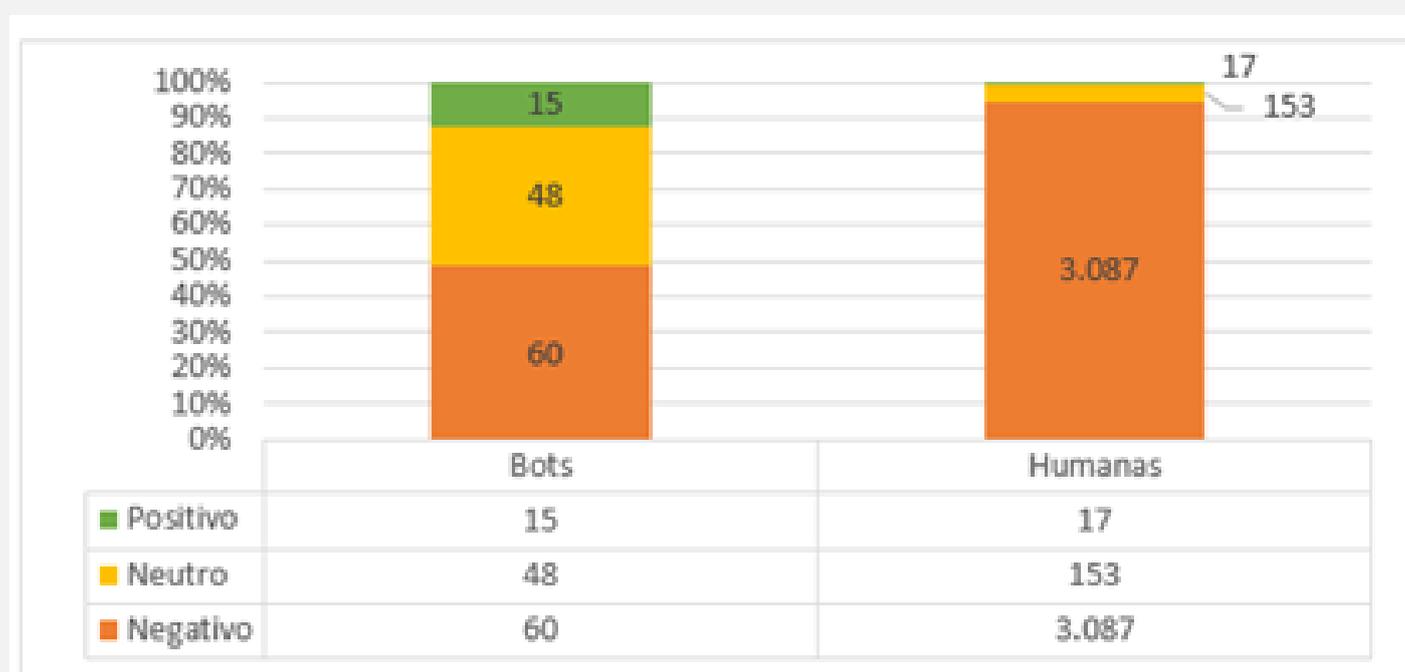
O *Prompt* consiste em cinco itens e duas variáveis. As variáveis *abstract* e *listadepost* são usadas para que o *Prompt* possa ser replicado para vários *posts*. No item 1 é dado a instrução para classificação de sentimento entre Positivo, Negativo e Neutro. O item 2 informa o formato de *input* da lista de *post* que será usado. O item 3 indica como o resultado deve ser apresentado. O item 4 é usado para informar o conteúdo da variável *abstract* e o item 5 é usado para informar o conteúdo da lista de *posts*. Devido ao limite de caracteres do *Prompt*, estas etapas foram repetidas para a classificação de conjuntos de 100 *posts* por vez.

Observa-se que para a classificação do sentimento dos posts o *ChatGPT*, a partir do *abstract* informado no *Prompt*, tomou como base o contexto geral da publicação científica. Segundo o entendimento do *ChatGPT*: "O *abstract* descreve a crise global causada pela Covid-19 e critica a resposta dos líderes nos Estados Unidos, rotulando-a como um fracasso que resultou em uma tragédia. O tom geral é altamente negativo em relação à gestão da pandemia nos EUA". Com base nisto, o *ChatGPT* pode atribuir uma classificação de sentimento a cada *post* da seguinte maneira: **Positivo:** Se o *post* elogiar a resposta dos líderes dos EUA à pandemia ou defender ações positivas tomadas. **Negativo:** Se o *post* criticar a resposta dos líderes dos EUA à pandemia ou expressar descontentamento com as ações tomadas. **Neutro:** Se o *post* não expressar claramente uma opinião sobre a resposta dos líderes dos EUA à pandemia.

3 RESULTADOS E DISCUSSÕES

No total, foram analisados 3.380 posts mencionando a publicação científica, dos quais a grande maioria era de conotação negativa (93%). Os posts neutros representaram 6%, enquanto os positivos foram apenas 1%. Observa-se que as contas humanas dispararam 3.087 posts negativos (91%), 153 neutros (4,5%) e 17 positivos (0,5%), enquanto os *bots* dispararam 60 posts negativos (33,3%), 48 neutros (26,7%) e 15 positivos (8,3%). Ao observar o Gráfico 1, percebe-se que as postagens feitas por contas classificadas como humanas pelo *Botometer* são predominantemente negativas, enquanto as contas classificadas como *bots* variam entre positivas, negativas e neutras. Este fato sugere um padrão de comportamento onde os *bots* são mais voláteis que os humanos. Faz-se necessário um estudo mais abrangente para validar esse comportamento que pode ser utilizado na diferenciação entre *bots* e humanos.

Gráfico 1 - Classificação de sentimento das postagens no X por tipo de conta (*bot* e humana).



Fonte: dados da pesquisa (2024).

Os dados apresentados na Tabela 1 relacionam as 26 contas do X analisadas e o resultado da análise de sentimento de cada uma delas. As Colunas Num (BTM) e Class (BTMR) correspondem às informações geradas pelo *Botometer* e disponibilizadas no *dataset*.

Das 26 contas analisadas, 9 contas (34,6%) postaram apenas *posts* negativos, 14 contas (53,8%) publicaram *posts* negativos e neutros, e 3 contas (11,5%) apresentaram *posts* negativos, neutros e positivos. Entre as 26 contas analisadas, observa-se que entre os *bots*, 25% (1 conta) publicou postagens classificadas nos 3 sentimentos, 25% (1 conta) tiveram somente *posts* negativos, e 50% (2 contas) fizeram postagens classificadas entre negativas e neutras. Entre as contas humanas, 9% (2 contas) publicaram *posts* classificados nos 3 sentimentos, 55% (12 contas) das contas publicaram *posts* negativos e neutros, e 36% (8 contas) das contas publicaram somente *posts* classificados com 1 sentimento, no caso, positivo.

Tabela 1 - Contas selecionadas para análise

Conta X	Negativo	Neutro	Positivo	Qtd. Posts	Num(BTM)	Class(BTMR)
Conta 1	6	45	15	66	3.8	BOT
Conta 2	10	20	-	30	0.8	HUMANA
Conta 3	49	9	-	58	1.4	HUMANA
Conta 4	22	2	-	24	2.2	HUMANA
Conta 5	10	2	-	12	1.0	HUMANA
Conta 6	10	2	-	12	4.1	BOT
Conta 7	36	28	-	64	0.5	HUMANA
Conta 8	24	-	-	24	0.5	HUMANA
Conta 9	7	5	-	12	0.6	HUMANA
Conta 10	2062	9	-	2071	1.6	HUMANA
Conta 11	4	10	-	14	0.8	HUMANA
Conta 12	565	27	-	592	1.2	HUMANA
Conta 13	11	-	-	11	2.2	HUMANA
Conta 14	68	-	-	68	1.1	HUMANA
Conta 15	16	-	-	16	0.0	HUMANA
Conta 16	23	5	16	44	0.2	HUMANA
Conta 17	47	-	-	47	1.6	HUMANA
Conta 18	49	-	-	49	1.2	HUMANA
Conta 19	27	-	-	27	3.4	BOT
Conta 20	10	-	-	10	1.0	HUMANA
Conta 21	17	1	-	18	4.5	BOT
Conta 22	8	10	-	18	0.8	HUMANA
Conta 23	18	2	-	20	0.3	HUMANA
Conta 24	31	3	-	34	0.0	HUMANA
Conta 25	5	21	1	27	0.4	HUMANA
Conta 26	12	-	-	12	0.8	HUMANA
Totais	3.147	201	32	3.380		

Fonte: dados da pesquisa (2024).

Com base na análise das contas que fizeram postagens sobre a publicação do artigo em questão, pode-se concluir que houve diferenças marcantes no comportamento entre *bots* e contas humanas. Entre os *bots*, foi observado que 25% das contas expressaram os três sentimentos possíveis (positivo, negativo e neutro), enquanto outras 25% apresentaram apenas *posts* com sentimento negativo. Além disso, 50% dos *bots* demonstraram uma combinação de sentimentos negativos e neutros. Por outro lado, as contas humanas exibiram um padrão distinto de comportamento. Apenas 9% delas publicaram *posts* classificados nos três sentimentos. A maioria das contas humanas (55%) publicaram *posts* com sentimentos negativos e neutros, enquanto 36% delas compartilharam exclusivamente *posts* com sentimentos positivos. Os percentuais apresentados pelas contas humanas indicam uma maior coerência na expressão de sentimentos.

Esses resultados sugerem que as contas humanas tendem a demonstrar uma variação percentual



mais diversificada de sentimentos em suas postagens. Por outro lado, os *bots* apresentaram uma variação percentual mais limitada sugerindo um padrão de comportamento e uma tendência maior a expressar sentimentos negativos e neutros. Essas descobertas contribuem para uma compreensão mais aprofundada do comportamento das contas nas mídias sociais e destacam a importância de considerar a característica das interações ao analisar dados provenientes dessas plataformas.

4 CONCLUSÕES

Com base nos resultados obtidos da análise das contas do X e das postagens sobre a publicação analisada, foi possível observar diferenças significativas no comportamento entre contas humanas e *bots* no que diz respeito à expressão de sentimentos contrários. Enquanto apenas 9% das contas humanas demonstraram comportamento contraditório em relação aos sentimentos expressos nas postagens, os *bots* apresentaram uma proporção consideravelmente maior, com 25% das contas postando no X com sentimentos divergentes. Isso sugere que as contas humanas tendem a se comportar de maneira mais coerente e autêntica em suas interações nas mídias sociais em comparação com os *bots*.

Além disso, destaca-se a viabilidade do uso do *ChatGPT* para a análise de sentimentos dos *posts*, uma vez que demonstrou capacidade de compreender o resumo do artigo e utilizá-lo como parâmetro para classificação dos sentimentos expressos nos *posts*. Essa abordagem oferece uma maneira eficaz de automatizar a análise de sentimentos em grandes volumes de dados nas mídias sociais, contribuindo para uma compreensão mais abrangente das interações e opiniões dos usuários.

Esses achados fornecem indícios valiosos para pesquisadores e profissionais interessados na análise de sentimentos em mídias sociais, destacando a importância de considerar a autenticidade das interações e a eficácia de ferramentas de análise automatizada.

Dado que apenas 26 contas do X foram analisadas, é necessário realizar um estudo mais abrangente para aprimorar a compreensão desse fenômeno. Essa análise mais abrangente pode fornecer *insights* valiosos que contribuem para distinguir entre contas automatizadas e humanas. Em pesquisas futuras, é recomendável aprofundar a investigação desses tópicos, refinando as interações para análise de sentimentos, inclusive verificando se o *ChatGPT* terá a mesma resposta se aplicado em momentos diferentes para análise de conteúdo, além de avaliar minuciosamente o impacto das interações entre contas humanas e automatizadas nas mídias sociais, especialmente no contexto acadêmico. Isso permitirá uma melhor compreensão das disparidades comportamentais e seu consequente efeito nas interações sociais online, ao mesmo tempo em que fortalece as estratégias de detecção de *bots*.

REFERÊNCIAS

ARREDONDO, Luis, A. Study of Altmetrics Using Sentiment Analysis. **Honors Capstones**, [S. l.], v. 70, 2018. Disponível em: <https://huskiecommons.lib.niu.edu/studentengagement-honorscapstones/70>. Acesso em: 1 fev. 2024.

BARRETO, Sérgio *et al.* Sentiment analysis in tweets: an assessment study from classical to modern



word representation models. **Data Mining and Knowledge Discovery**, [S. l.], v. 37, n. 1, p. 318–380, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10618-022-00853-0>. Disponível em: <https://link.springer.com/article/10.1007/s10618-022-00853-0>. Acesso em: 1 fev. 2024.

DARLING, Emily *et al.* The role of Twitter in the life cycle of a scientific publication. **Ideas in Ecology and Evolution**, [S. l.], v. 6, p. 32–43, 2013. DOI: <http://dx.doi.org/10.4033/iee.2013.6.6.f>. Disponível em: <https://ojs.library.queensu.ca/index.php/IEE/article/view/4625>. Acesso em: 1 fev. 2024.

HASSAN, Saeed Ul *et al.* Sentiment analysis of tweets through Altmetrics: A machine learning approach. **Journal of Information Science**, [S. l.], v. 47, n. 6, p. 712–726, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1177/0165551520930917>. Disponível em: <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/0165551520930917>. Acesso em: 1 fev. 2024.

HASSAN, Saeed Ul *et al.* Exploiting tweet sentiments in altmetrics large-scale data. **Journal of Information Science**, [S. l.], v. 49, n. 5, p. 1229–1245, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1177/01655515211043713>. Disponível em: <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/01655515211043713>. Acesso em: 1 fev. 2024.

HALEVI, Gali; SCHIMMING, Laura. An Initiative to Track Sentiments in Altmetrics. **Journal of Altmetrics**, [S. l.], v. 1, n. 1, p. 2, 2018. DOI: <https://doi.org/10.29024/joa.1>. Disponível em: <https://journalofaltmetrics.org/articles/10.29024/joa.1>. Acesso em: 1 fev. 2024.

KHEIRI, Kiana; KARIMI, Hamid. Sentimentgpt: Exploiting gpt for advanced sentiment analysis and its departure from current machine learning. **arXiv preprint arXiv:2307.10234**, 2023. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2307.10234>. Disponível em: <http://arxiv.org/abs/2307.10234>. Acesso em: 10 fev. 2024.

LIU, Haoyue *et al.* Aspect-Based Sentiment Analysis: A Survey of Deep Learning Methods. **IEEE Transactions on Computational Social Systems**, [S. l.], v. 7, n. 6, p. 1358–1375, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1109/TCSS.2020.3033302>. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/926016>. Acesso em: 2 fev. 2024.

PONTES, Danielle; MARICATO, João de Melo. Classificação de contas do twitter através do botometer. In: ENCONTRO NACIONAL DE PESQUISA EM INFORMAÇÃO 2023a, Aracaju, SE. **Anais [...]**. Aracaju, SE. Disponível em: <https://enancib.ancib.org/index.php/enancib/xxxiiienancib/paper/view/1957>. Acesso em: 27 mar. 2024

PONTES, Danielle; MARICATO, João. **Dataset with classification of accounts that disclose scientific articles on twitter between bots, human and cyborg through Botometer**. Version 1, [S. l.], 11 mar. 2023b. Dataset. DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.8137161>. Disponível em: <https://zenodo.org/records/8137161>. Acesso em: 1 fev. 2024.

SILVA, Maria Eduarda; SERRANO, Paulo Henrique. Análise de sentimentos em textos de redes sociais: uma comparação entre o ChatGPT e métodos tradicionais. **Cadernos de Comunicação**, [S. l.], v. 27, n. 3, 2023. Disponível em: <https://periodicos.ufsm.br/ccomun%20icacao/article/view/84828>. Acesso em: 13 jan. 2024.