

Análise de Sentimentos em Vídeos do Youtube sobre Polarização Política: Uma Abordagem Híbrida Baseada em Reconhecimento de Entidades

Iury M. Pereira¹, Juan Pablo A. Avelar¹, Cláudio B. Silva¹, Daniel M. Barbosa¹

¹Instituto de Ciências Exatas e Tecnológicas – Universidade Federal de Viçosa (UFV)
Florestal – MG – Brasil

{iury.m.pereira, juan.avelar, claudio.barbosa, danielmendes}@ufv.br

Abstract. *In this work, sentence-level sentiment analyzes are used with the BERTimbau model, in order to compare the content of YouTube videos, considering political polarization in Brazil in two periods: during and after the 2022 Brazilian presidential elections. Top candidates were identified as entities from the video transcripts. The Score metric was also proposed to normalize the results. The data indicated a greater presence of candidate Bolsonaro on YouTube, mainly on journalistic channels, and it was also possible to identify changes in positioning on these channels between the two periods.*

Resumo. *Neste trabalho, análises de sentimentos em nível de sentença são empregadas com o modelo BERTimbau, a fim de comparar o conteúdo de vídeos do Youtube, considerando a polarização política no Brasil em dois períodos: durante e após as eleições presidenciais brasileiras de 2022. Os dois principais candidatos foram identificados como entidades a partir das transcrições dos vídeos. Foi proposta ainda a métrica Score para normalizar os resultados. Os dados indicaram uma maior presença do candidato Bolsonaro no YouTube, principalmente em canais jornalísticos, e também foi possível identificar mudanças de posicionamento nestes canais entre os dois períodos.*

1. Introdução

O consumo de informações no Brasil é cada vez mais dinâmico e intenso¹, com as redes sociais sendo uma das principais fontes de acesso à informação. As redes sociais tem sido amplamente utilizadas em campanhas políticas, justificadas pelo fato de o Brasil ser o segundo país onde as pessoas mais passam tempo na internet². Em média, os brasileiros passam 154 dias por ano online, com 56 desses dias dedicados às redes sociais.

Uma pesquisa do Reuters Institute mostrou que YouTube é a rede mais utilizada para buscar informações (43%), seguida por WhatsApp (41%) e Facebook (40%) [Newman et al. 2022]. As redes sociais oferecem uma conexão permanente, especialmente explorada durante períodos eleitorais quando o tempo de exposição na mídia convencional é limitado pelo Tribunal Superior Eleitoral (TSE)³. As eleições presidenciais

¹<https://www.em.com.br/app/noticia/tecnologia/2021/09/28/internatecnologia,1309670/brasil-e-o-terceiro-pais-do-mundo-que-mais-usa-rede-sociais-diz-pesquisa.shtml>

²<https://www.sortlist.com/blog/your-digital-year/>

³<https://www.cnnbrasil.com.br/politica/tse-confirma-tempo-de-propaganda-de-candidatos-a-presidencia-na-tv-e-no-radio/>

de 2022, marcadas pela polarização entre Luís Inácio Lula da Silva (PT) e Jair Messias Bolsonaro (PL), exemplificam esse contexto.

Este trabalho propõe uma abordagem híbrida de análise de sentimentos, combinando a análise ao nível de sentença com a proximidade léxica das palavras com as entidades reconhecidas para identificar a posicionamento de vídeos no YouTube com base em suas transcrições. Foram coletados vídeos de dois períodos: durante e após as eleições de 2022. Foi utilizado um modelo de Processamento de Linguagem Natural (PLN) baseado no BERTimbau, para categorizar as entidades presentes nas transcrições e aplicar a análise de sentimentos em nível de sentença, conforme definido por [Liu et al. 2012].

Este artigo está organizado da seguinte forma: na seção 2 são discutidos alguns dos trabalhos relacionados; a seção 3 abrange os principais conceitos teóricos; a seção 4 apresenta os materiais e métodos utilizados; os resultados e suas implicações são descritos na seção 5; e, na seção 6, constarão as considerações finais e possibilidades para trabalhos futuros.

2. Trabalhos Relacionados

Vídeos ainda são muito pouco explorados na literatura de redes sociais. [Kubin and von Sikorski 2021] realizaram uma revisão sistemática sobre polarização em redes sociais, destacando que o Twitter é a rede mais utilizada. Mas no contexto brasileiro, [Silva and Barbosa 2019] investigaram o comportamento dos usuários em canais do YouTube e analisaram comentários políticos para determinar polaridade e correlacionar com a aprovação de candidatos. Já o estudo de [Buder et al. 2021] sugere que a maior interação com discursos negativos intensifica a polarização política.

O modelo BERTimbau, utilizado neste trabalho, foi originado em [Souza et al. 2019] e apresentou como resultado uma performance melhor que o *Multilingual BERT* ocupando o *status* de estado da arte em reconhecimentos de entidades na língua portuguesa.

3. Fundamentação Teórica

Nessa seção tratam-se os conceitos e fundamentos responsáveis pela condução do presente trabalho: reconhecimento de entidades nomeadas e análise de sentimentos em nível de sentença. O reconhecimento de Entidades Nomeadas ou *Named Entity Recognition* (NER) é uma área do Processamento de Linguagem Natural (PLN) que é responsável pela identificação e classificação de Entidades Nomeadas (EN) em um determinado texto ou sentença [Sharnagat 2014]. De acordo com [Mohit 2014], a definição das EN passa por palavras que são categorizadas em domínios e contextos específicos, normalmente carregando informações que dizem respeito a algo, em específico e que servirão como alvo para o sistema de PLN utilizado. Ou seja, uma única entidade pode englobar diversas palavras.

Este trabalho utiliza o contexto polarizado para entidades nomeadas da classe “Pessoa”, correspondentes aos principais candidatos. Para proporcionar uma análise direcionada para o contexto desejado, foi elaborada uma abordagem híbrida que utiliza conceitos de análise léxica baseadas em posicionamento presentes no trabalho feito por [Gu et al. 2018], juntamente com o reconhecimento prévio das entidades. O estudo apre-

Tabela 1. Vídeos obtidos na busca

Termo	08/2022 a 11/2022		12/2022 a 09/2023	
	Resultados da busca	Válidos	Resultados da busca	Válidos
Lula	656	479	2725	2218
Bolsonaro	631	513	2649	2107
Eleições presidenciais 2022	689	563	2361	1606
Segundo turno 2022	676	609	2168	1385
Total	2652	2164	9903	7316

sentado por [Salas-Zárate et al. 2017] indica que, utilizando-se trigramas em uma abordagem com o método *N-gram around* obteve-se uma maior precisão na classificação de sentimentos. A utilização dessa abordagem foi detalhada na seção 4, fazendo-se a análise de sentimentos em nível de sentença.

4. Materiais e métodos

Nesta seção estão descritos os materiais utilizados e os métodos que foram seguidos para a execução deste trabalho.

4.1. Base de Dados

A base de dados⁴ considera um contexto de polarização em uma disputa presidencial com direcionamento para o conteúdo em que os principais candidatos estão presentes, que a partir desta seção são tratados como Lula (o candidato Luís Inácio da Silva) e Bolsonaro (o candidato Jair Messias Bolsonaro). Os dados foram coletados de dois períodos distintos: o primeiro entre agosto e novembro de 2022, que compreende todo período eleitoral; já o segundo entre dezembro de 2022 a setembro de 2023, referente a todo o período pós-eleição até o momento de fechamento da base de dados. A tabela 1 indica a quantidade de vídeos coletados para cada termo de busca e os vídeos em que foi possível realizar a extração das transcrições, que nem sempre está disponível.

A linguagem escolhida para a coleta e tratamento de dados foi o Python⁵. O YouTube fornece acesso a uma API (YouTube Data API⁶) para extração de dados, pela qual foi possível obter os identificadores únicos para os vídeos retornados em cada pesquisa das palavras-chaves, com os quais foi possível a coleta das transcrições por meio de uma API de terceiros: YouTube Transcript API⁷.

4.2. Pré-processamento dos dados

Inicialmente foram removidas as *stop words* e para a utilização do BERTimbau, no reconhecimento das entidades, foi realizada uma simplificação de expressões e termos que remetiam aos candidatos. Desta forma, os nomes dos candidatos e alguns apelidos foram substituídos pelos rótulos “Lula” ou “Bolsonaro”.

⁴Disponível em: <https://github.com/lurymartins46/BDVYRE>

⁵<https://insightlab.ufc.br/por-que-o-python-e-a-linguagem-mais-adotada-na-area-de-data-science>

⁶YouTube Data API - <https://developers.google.com/youtube/v3>

⁷YouTube Transcript API - <https://pypi.org/project/youtube-transcript-api/>

Utilizando os resultados propostos em [Salas-Zárate et al. 2017] e considerando-se que a análise de sentimentos em nível de sentença ainda é um campo aberto para descobertas [Poria et al. 2020], elaborou-se uma abordagem alternativa para a produção das sentenças analisadas a partir de trigramas, considerando 3 palavras anteriores e posteriores, o que pode ser observado na Figura 1. Essa abordagem diminui a chance de erros em que a sentença classificada não corresponda à entidade alvo.

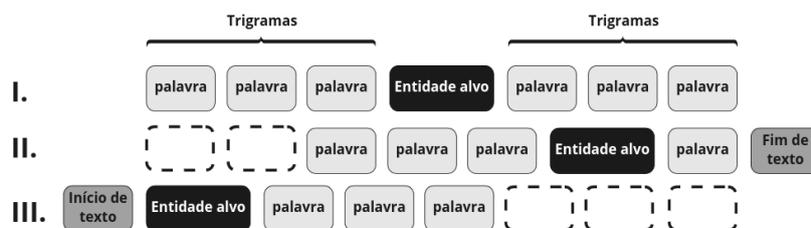


Figura 1. Representação do modelo de trigramas (3-around).

4.3. BERTimbau - Portuguese BERT

O BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) desenvolvido pela Google ⁸, foi apresentado ao mundo em 2018. Ele representa o estado da arte em PLN utilizando aprendizado de máquina e redes neurais. Já o BERTimbau, modelo treinado pela NeuralMind [Souza et al. 2019] apresenta uma alternativa interessante para a língua portuguesa. O BERTimbau foi utilizado em dois momentos: aplicação de NER e, posteriormente, classificação de sentimentos das entidades reconhecidas.

No reconhecimento de entidades foi utilizado o BERTimbau *selective*, capaz de identificar as classes pessoa, organização, local, tempo e valor. Como o objetivo é identificar pessoas, ele foi utilizado como fornecido pelos criadores, sem ajustes ou novos treinamentos. Além disso, essa opção do BERTimbau foi a que obteve melhor resultado no *benchmark* realizado pelos autores [Souza et al. 2019]. Eles utilizaram para treino o BrWaC (Brazilian Web as Corpus), um grande corpus resultante do trabalho apresentado por [Wagner Filho et al. 2018]. E, para o treino específico dos modelos de reconhecimentos de entidades, utilizou-se o corpus presente na coleção MiniHAREM⁹.

Já na classificação de sentimentos foi necessário fazer um refinamento do modelo BERTimbau. Para tal, foi realizada uma raspagem de dados, buscando por *reviews* de aplicativos da Google Play, utilizando uma API chamada Google-Play-Scraper¹⁰, em que foram coletados dados dos nove maiores aplicativos da categoria “*Food and Drinks*”. A escolha dessa base de dados se justifica por possuir um valor de 1 a 5 estrelas com um conteúdo em Português, tornando possível considerar 5 sentimentos possíveis: negativo, parcialmente negativo, neutro, parcialmente positivo e positivo. Geralmente as bases rotuladas possuem apenas 3 sentimentos: negativo, neutro e positivo.

No processo do BERTimbau para *fine-tuning* (refinamento) foram utilizados os hiper parâmetros recomendados pelos criadores, sendo eles: *Batch size:16; Learning rate*

⁸<https://ai.googleblog.com/2018/11/open-sourcing-bert-state-of-art-pre.html>

⁹https://www.linguateca.pt/primeiroHAREM/harem_miniharem.html

¹⁰<https://github.com/JoMingyu/google-play-scraper>

(Adam): $2e-5$; *Number of epochs*: 10. Os dados foram divididos da seguinte forma: 90% para treino; 5% para validação; 5% para teste. Dessa forma o modelo apresentou uma acurácia de 62%. O fluxo das etapas seguidas no processo é demonstrado na Figura 2.

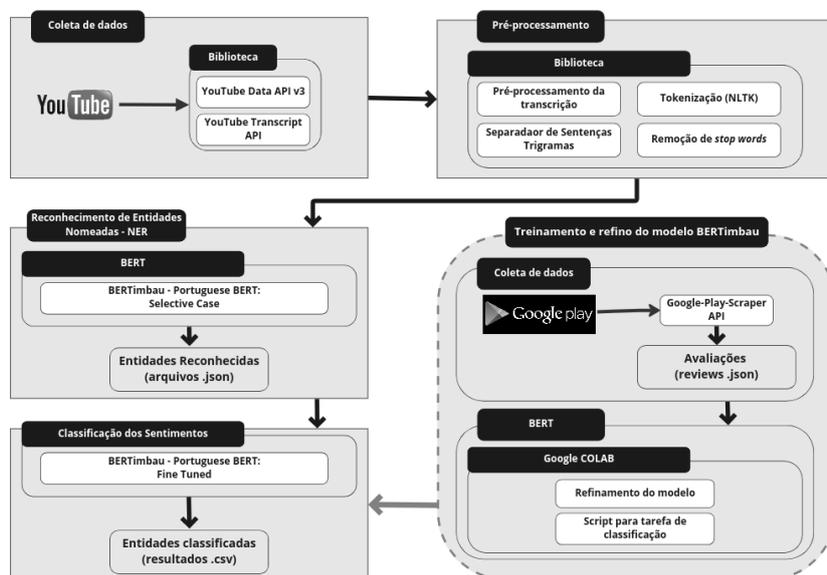


Figura 2. Fluxo completo do processo.

4.4. Validação e normalização dos resultados

Grande parte das transcrições obtidas tem origem em canais jornalísticos, normalmente mais objetivos, resultando em muitas classificações neutras. Devido a isso e a uma diferença da quantidade de ocorrências de cada entidade, observou-se a necessidade de normalizar os resultados, possibilitando uma equivalência entre os candidatos, de forma a permitir uma análise comparativa que possa indicar tendências. A estratégia adotada foi propor uma nova métrica denominada *Score* (eq. 1) para esta normalização, que consiste na soma de todas as ocorrências de um sentimento (E_n), multiplicado pelo peso atribuído (W_n) àquele sentimento e pela precisão (P_n) apresentada pelo modelo de classificação, com o somatório dividido pela quantidade total de entidades avaliadas (E_t).

Como posicionamentos parcialmente positivos e negativos geram pouco impacto nas redes, eles foram definidos como 1 para parcialmente positivo e -1 para parcialmente negativo, ao passo que o sentimento positivo e negativo ficaram com os pesos 2 e -2 respectivamente. As precisões apresentadas pelo modelo de classificação foram: 0,71 para sentimentos positivos e negativos, 0,51 para parcialmente positivos e 0,49 para parcialmente negativos.

$$\text{Score} = \left(\sum_{n=1}^n (E_n * W_n * P_n) \right) / E_t \quad (1)$$

5. Resultados e Discussão

Foram classificadas 48222 sentenças: 33455 da primeira coleta e 14767 da segunda. A entidade Bolsonaro apareceu mais frequentemente em ambas as coletas, com 52,8% na

Tabela 2. Entidades identificadas por canais entre 08/2022 a 11/2022.

Canal	Nº vídeos	Nº de entidades	Score-Bolsonaro	Score-Lula
UOL	109	5700	0.30	0.34
CNN Brasil	103	3982	0.41	0.46
Jovem Pan News	62	957	0.28	0.23
SBT News	27	1206	0.49	0.48
Jornalismo TV Cultura	27	430	0.26	0.16

Tabela 3. Entidades identificadas por canais entre 12/2022 a 09/2023.

Canal	Nº vídeos	Nº de entidades	Score-Bolsonaro	Score-Lula
UOL	234	1630	0.11	0.37
CNN Brasil	172	1371	0.22	0.34
Jovem Pan News	49	414	0.30	0.36
Política Brasil	41	316	0.51	0.74
Rádio BandNews FM	34	276	0.13	0.35

primeira e 56,3% na segunda. Nas Tabelas 2 e 3 estão descritos os canais com os maiores números de vídeos coletados e a quantidade de entidades analisadas, sendo UOL e CNN Brasil os maiores destaques, além dos resultados da métrica *Score*. Um *Score* próximo a 0 indica um balanceamento entre as opiniões expressas no conteúdo das transcrições, ou seja, esse valor seria um indicativo de neutralidade com relação aos candidatos.

Um distanciamento entre valores de *Score* indica um sentimento mais positivo do canal em relação a um dos candidatos, o que pode ser observado na primeira coleta nos canais Jovem Pan News e Jornalismo TV Cultura a favor de Bolsonaro e nos canais CNN Brasil e UOL a favor de Lula. Já o canal SBT News registrou pontuação similar para ambos. Por fim, foi possível notar ainda mudanças de posicionamento entre os dois períodos analisados: o canal Jovem Pan News mudou de uma postura favorável ao Bolsonaro para uma postura favorável ao Lula; nos canais CNN Brasil e UOL o *Score* do Bolsonaro diminuiu significativamente, o que mostra que ficaram ainda mais favoráveis ao Lula. Uma explicação possível para estes resultados talvez seja o fato de Lula ter vencido as eleições.

6. Considerações Finais e Trabalhos Futuros

Neste trabalho, apresentamos uma abordagem híbrida de análise de sentimentos, combinando a análise em nível de sentença com o reconhecimento de entidades, e obtivemos resultados satisfatórios, considerando a escassez de trabalhos com estas características: língua portuguesa, Youtube como fonte de dados e polarização do cenário político brasileiro. Apresentamos ainda a métrica *Score*, como uma métrica para comparar o comportamento para cada entidade em um mesmo cenário de análise, que permitiu, por exemplo, que observássemos mudanças de comportamento em canais jornalísticos em relação aos dois principais candidatos das eleições de 2022, antes e depois do pleito.

Como trabalhos futuros, identificamos a importância de melhorar o pré-processamento dos dados, evitando assim o desperdício de dados coletados e a redução de classificações equivocadas. Outra possível melhoria é a criação de uma base própria de treinamento, com dados rotulados sobre política.

Referências

- Buder, J., Rabl, L., Feiks, M., Badermann, M., and Zurstiege, G. (2021). Does negatively toned language use on social media lead to attitude polarization? *Computers in Human Behavior*, 116:106663.
- Gu, S., Zhang, L., Hou, Y., and Song, Y. (2018). A position-aware bidirectional attention network for aspect-level sentiment analysis. In *Proceedings of the 27th international conference on computational linguistics*, pages 774–784.
- Kubin, E. and von Sikorski, C. (2021). The role of (social) media in political polarization: a systematic review. *Annals of the International Communication Association*, 45(3):188–206.
- Liu, K., Xu, L., and Zhao, J. (2012). Opinion target extraction using word-based translation model. In *Proceedings of the 2012 Joint Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and Computational Natural Language Learning*, page 1346–1356.
- Mohit, B. (2014). Named entity recognition. In *Natural language processing of semitic languages*, pages 221–245. Springer.
- Newman, N., Fletcher, R., Robertson, C. T., Eddy, K., and Nielsen, R. K. (2022). Reuters institute digital news report 2022. In *Reuters Institute Digital News Report 2022*, pages 116–117.
- Poria, S., Hazarika, D., Majumder, N., and Mihalcea, R. (2020). Beneath the tip of the iceberg: Current challenges and new directions in sentiment analysis research. *IEEE Transactions on Affective Computing*.
- Salas-Zárate, M. d. P., Medina-Moreira, J., Lagos-Ortiz, K., Luna-Aveiga, H., Rodriguez-Garcia, M. A., and Valencia-Garcia, R. (2017). Sentiment analysis on tweets about diabetes: an aspect-level approach. *Computational and mathematical methods in medicine*, 2017.
- Sharnagat, R. (2014). Named entity recognition: A literature survey. *Center For Indian Language Technology*, pages 1–27.
- Silva, C. A. and Barbosa, D. M. (2019). Analyzing the acceptance of the 2018 brazilian presidential election’s main candidates based on youtube comments. In *Proceedings of the 25th Brazillian Symposium on Multimedia and the Web*, pages 377–384.
- Souza, F., Nogueira, R., and Lotufo, R. (2019). Portuguese named entity recognition using bert-crf. *arXiv preprint arXiv:1909.10649*.
- Wagner Filho, J. A., Wilkens, R., Idiart, M., and Villavicencio, A. (2018). The brwac corpus: a new open resource for brazilian portuguese. In *Proceedings of the eleventh international conference on language resources and evaluation (LREC 2018)*.