

Análise Comparativa Multiplataforma do Debate Sobre Adultização Infantil: Um Estudo de Caso de Vídeo no YouTube, TikTok e Instagram

Henrique Alves Campos
Universidade Federal de Viçosa
Florestal - MG, Brasil
henrique.a.campos@ufv.br

João Francisco Hecksher
Olivetti
Universidade Federal de Viçosa
Florestal - MG, Brasil
joao.olivetti@ufv.br

Philipe de Freitas Melo
Universidade Federal de Viçosa
Florestal - MG, Brasil
philipe.freitas@ufv.br

ABSTRACT

This paper presents a longitudinal case study on public engagement around the topic of child adultization in Brazil, analyzing 32,791 comments collected on YouTube, TikTok, and Instagram in response to a video published simultaneously by content creator Felca in August 2025. The fact that the content was published simultaneously on all three platforms allows for a rich and controlled comparison of each social network's discursive patterns, eliminating the video as a confounding variable. We developed a cross-platform collection and analysis pipeline integrating data scraping, sentiment analysis using the pysentimiento model, and topic modeling with BERTopic. The modeling identified 19 interpretable topics, predominantly expressing emotional support for the creator, with substantive debate representing a smaller share of the corpus. Crucially, results revealed that each platform's structural characteristics were strongly associated with distinct engagement patterns: comments on Instagram were highly reactive and positive; on TikTok, discussion concentrated on specific niche cases; and YouTube emerged as the primary space for deeper textual analysis and substantive debate. These findings highlight the methodological value of cross-platform analysis, demonstrating how single-network studies may yield partial views biased by platform architecture.

KEYWORDS

Child Adultization; Sentiment Analysis; Topic Modeling; Social Media; BERTopic; Cross-Platform Analysis

1 INTRODUÇÃO

A adultização infantil, compreendida como a exposição precoce de crianças e adolescentes a comportamentos, estéticas e responsabilidades típicas da vida adulta, tornou-se um tema central do debate público brasileiro ao final do ano 2025 [19]. Em agosto daquele ano, o criador de conteúdo Felipe Bressanim, conhecido como Felca, publicou simultaneamente nas plataformas YouTube, TikTok e Instagram um vídeo intitulado *Sobre Adultização*, denunciando a exposição e exploração de crianças nas redes sociais. O conteúdo gerou ampla repercussão pública e o vídeo contribuiu fortemente para impulsionar no Congresso Nacional na criação e aprovação da Lei nº 15.211/2025, popularizada como “Lei Felca”. Conhecida oficialmente

como ECA Digital, a lei entrou rapidamente em vigor já em março de 2026 e estabelece, entre outras medidas, a verificação de idade para acesso a redes sociais, restrições ao rastreamento de dados de menores e a proibição de mecanismos de design manipulativo voltados ao público infantojuvenil [4].

Esse episódio evidencia o papel e a influência das plataformas digitais como espaços virtuais de debate público sobre temas de importância social e política, ao mesmo tempo em que expõe uma característica fundamental dessas redes: cada plataforma reúne audiências distintas, com perfis textuais, comportamentos de engajamento e dinâmicas discursivas próprias [28]. A literatura sobre análise de discurso em redes sociais tem avançado significativamente no estudo de plataformas individuais, com trabalhos que aplicam técnicas de Processamento de Linguagem Natural para caracterizar narrativas, padrões de engajamento e dinâmicas de desinformação em diferentes contextos [24, 26]. No entanto, estudos que analisam simultaneamente múltiplas plataformas ainda são escassos [2, 8], em parte devido à dificuldade de acesso a dados em plataformas sem API pública, como TikTok e Instagram. Essa lacuna limita a compreensão de como as características estruturais de cada rede condicionam o discurso produzido por suas audiências e dificultam entender como as peculiaridades de uma plataforma podem influenciar em como um fenômeno é capturado. Dessa forma, compreender como um mesmo evento mobiliza públicos diferentes em plataformas diferentes é, portanto, uma questão pertinente tanto do ponto de vista científico quanto do ponto de vista das políticas públicas de proteção digital.

Este trabalho busca contribuir para o preenchimento dessa lacuna por meio de um estudo de caso sobre o engajamento público em torno do mesmo vídeo “*Sobre Adultização*” do Felca, analisando 32.791 comentários coletados no YouTube, TikTok e Instagram. O fato de o mesmo conteúdo ter sido publicado simultaneamente nas três plataformas torna este estudo de caso de grande relevância e permite comparar o padrão discursivo de cada rede de forma controlada, eliminando o vídeo como variável de confusão. Para tanto, foi desenvolvido uma estratégia de coleta e análise multiplataforma que integra técnicas de raspagem de dados, análise de sentimentos com o modelo pysentimiento [22] e modelagem de tópicos com BERTopic [11]. Mais especificamente, este trabalho busca responder às seguintes questões de pesquisa (QPs): **QP1:** Quais as principais características dos dados dos comentários sobre adultização que emerge em cada plataforma analisada (YouTube, TikTok e Instagram)? **QP2:** Quais principais tópicos e sentimentos emergem do engajamento público em torno do vídeo sobre adultização infantil

no debate multiplataforma? **QP3:** Qual a influência que cada plataforma YouTube, TikTok e Instagram e sua respectiva audiência exerce no formato e conteúdo dos comentários sobre adultização e quais suas diferenças e similaridades?

Os principais resultados deste estudo reiteram que o discurso público digital é fortemente plataformizado e fragmentado, se dividindo entre uma validação emocional reativa e, em menor proporção, no debate crítico de maior densidade textual. Embora o conteúdo central tenha sido idêntico (i.e. o mesmo vídeo), as características estruturais e o perfil da audiência de cada plataforma estiveram fortemente associados à natureza do engajamento. A análise indicou uma predominância geral de reações curtas afetivas e de apoio emocional ao criador, com o Instagram possuindo majoritariamente comentários reativos e positivos (69,3% de comentários positivos), impulsionado pelo uso intensivo de emojis. Em contraste, o YouTube se estabelece como um espaço de maior aprofundamento discursivo, concentrando os comentários mais longos e os debates substantivos sobre o tema da adultização infantil e a regulamentação das redes sociais. O TikTok, por sua vez, caracterizou-se por uma mobilização mais nichada, voltada a casos específicos e a outros influenciadores mencionados no conteúdo.

2 TRABALHOS RELACIONADOS

Este trabalho se insere em três linhas de pesquisa: a análise de discurso e sentimentos em redes sociais com técnicas de PLN, o estudo da exposição e adultização infantil em plataformas digitais e a análise comparativa de conteúdo entre múltiplas plataformas.

A análise automatizada de comentários em redes sociais por meio de técnicas de Processamento de Linguagem Natural tornou-se uma abordagem consolidada para compreender o discurso público em larga escala. Trabalhos recentes demonstram a eficácia da combinação entre modelagem de tópicos e análise de sentimentos para revelar padrões temáticos e afetivos em corpus de comentários de plataformas digitais [9, 12]. No contexto brasileiro, essa abordagem tem sido aplicada a diferentes plataformas e fenômenos sociais, incluindo a caracterização de narrativas de desinformação sobre saúde no WhatsApp [26], a análise de padrões de engajamento e discurso de ódio em comunidades do YouTube [14] e a avaliação de sentimentos em comunidades do Reddit [20]. O algoritmo BERTopic [11], que combina embeddings semânticos com clusterização por densidade, tem se destacado como ferramenta eficaz para modelagem de tópicos em textos curtos e informais de redes sociais, como os produzidos em comentários do YouTube e do Twitter.

A análise de sentimentos em português brasileiro apresenta desafios específicos relacionados ao uso intensivo de gírias, abreviações e emojis, especialmente em plataformas como TikTok e Instagram. O modelo pysentimiento [22], treinado especificamente para o português brasileiro em dados de Twitter, tem sido adotado em estudos recentes por sua capacidade de lidar com a informalidade característica desses ambientes. Estudos sobre o papel de emojis na análise de sentimentos mostram que sua preservação no texto melhora a acurácia da classificação, dado que emojis e pontuação carregam sinal de sentimento relevante [13].

Adultização em Plataformas Digitais: A exposição e sexualização de crianças e adolescentes em plataformas de vídeo curto tem sido objeto crescente de atenção na literatura. Estudos sobre o

TikTok revelam altos índices de comportamentos hipersexualizados entre influenciadores mirins, com padrões que variam por gênero e faixa etária e que tendem a se intensificar à medida que os criadores se aproximam da adolescência [21, 27]. Trabalhos recentes ampliam esse escopo ao documentar a exposição de menores a interações de risco em plataformas de vídeo curto e ao avaliar a eficácia dos mecanismos de moderação de conteúdo existentes [5, 18]. Esses trabalhos evidenciam que a arquitetura algorítmica das plataformas pode amplificar a visibilidade de conteúdos que expõem menores de forma precoce, criando incentivos para a produção de conteúdo adultizado em busca de engajamento. No Brasil, o debate sobre adultização infantil nas redes sociais ganhou projeção pública em 2025, culminando na sanção da Lei nº 15.211/2025, o Estatuto Digital da Criança e do Adolescente [4]. Apesar da relevância social do tema, são escassos os estudos que analisam quantitativamente o discurso público produzido em torno dessa questão nas redes sociais brasileiras, lacuna que o presente trabalho busca preencher.

Análise Comparativa entre Plataformas: A análise simultânea de múltiplas plataformas a partir de um mesmo evento ou conteúdo permite isolar o efeito da plataforma sobre o discurso produzido, eliminando o conteúdo como variável de confusão. Estudos recentes têm explorado esse desenho para investigar como YouTube, TikTok e Instagram condicionam diferentemente o engajamento e o tom das discussões sobre temas de política e desinformação [28], bem como para examinar dinâmicas discursivas multiplataforma em eventos de repercussão global [1]. Esses trabalhos apontam consistentemente que as características estruturais de cada plataforma incluindo o formato predominante de conteúdo, o perfil demográfico da audiência e os mecanismos algorítmicos de distribuição influenciam não apenas o volume de engajamento, mas também a natureza do discurso produzido.

De forma semelhante, trabalhos recentes têm aplicado a combinação de análise de sentimentos com modelagem de tópicos a debates virais em múltiplas plataformas [7]. Um exemplo recente analisa a repercussão de uma controvérsia sobre um programa público de bolsas na Indonésia em X (Twitter), YouTube e TikTok, empregando um modelo RoBERTa para classificação de sentimentos e o BERTopic para extração temática, reportando predominância de sentimento negativo com variação expressiva entre plataformas (76,6% de desaprovação no YouTube contra 54,0% no X). Esse desenho, contudo, compara plataformas a partir de um mesmo *tema*, de modo que o conteúdo específico ao qual cada audiência reage difere entre as redes. O presente trabalho distingue-se por comparar as plataformas a partir de um mesmo *vídeo*, publicado simultaneamente nas três redes, o que reduz o conteúdo como variável de confusão e isola de forma mais direta o efeito da plataforma sobre o discurso produzido.

A coleta de dados em plataformas sem API pública, como TikTok e Instagram, representa um desafio metodológico recorrente nesses estudos [2, 6, 8]. A ausência de acesso estruturado a dados nessas plataformas limita a escala e a sistematicidade das análises, exigindo o desenvolvimento de abordagens alternativas de raspagem que dependem de supervisão humana e estão sujeitas a restrições técnicas variáveis. O presente trabalho contribui para essa agenda ao descrever um pipeline de coleta multiplataforma aplicado ao contexto brasileiro.

Tabela 1: Sumário do dataset de comentários por plataforma.

Plataforma	Comentários	Usuários únicos	Likes (vídeo)*	Primeiro comentário	Último comentário	Corpus
YouTube	16.347	15.356	N/D	09/08/2025	02/06/2026	Completo
TikTok	9.221	8.161	2,8M	09/08/2025	01/06/2026	Parcial
Instagram	7.223	6.389	8,7M	17/08/2025	22/03/2026	Parcial
Total	32.791	29.905	—	—	—	—

*Valores coletados em junho de 2026. N/D: dado não disponível publicamente na plataforma.

3 COLETA DE DADOS

Este trabalho analisa os comentários publicados em resposta ao vídeo “*Sobre Adultização*”, do criador de conteúdo brasileiro Felca em 09 de agosto de 2025 postado simultaneamente no YouTube, TikTok e Instagram. O Felca é um influenciador digital com presença expressiva nas três plataformas, contando com 6,37 milhões de inscritos no YouTube, 7,7 milhões de seguidores no TikTok e 17,5 milhões no Instagram. O vídeo aborda o tema da adultização infantil e gerou ampla repercussão pública no Brasil, contribuindo para o debate que culminou na sanção de legislação específica sobre o tema [19].

A coleta foi realizada de forma independente em cada plataforma, com métodos distintos em razão das diferentes políticas de acesso a dados de cada rede social. Em todas as plataformas, os dados coletados incluem identificadores únicos de comentário e autor, texto do comentário, indicação de verificação do autor, contagem de curtidas, contagem de respostas, idioma detectado e metadados temporais de criação e coleta, totalizando 14 atributos por registro. O dataset captura apenas comentários de primeiro nível; respostas a comentários não foram coletadas em nenhuma das plataformas, conforme detalhado nas subseções a seguir. Após a coleta, comentários com campo de texto vazio foram descartados, resultando em 32.791 comentários válidos no total. A Tabela 1 apresenta o sumário do dataset.

3.1 Dados do YouTube

Os comentários do YouTube foram coletados a partir do vídeo analisado¹, utilizando a YouTube Data API v3². Diferentemente das demais plataformas analisadas, o YouTube oferece acesso estruturado e documentado aos comentários de vídeos públicos, permitindo a recuperação completa do corpus sem necessidade de *scraping*. A coleta foi realizada em 02 de junho de 2026, cobrindo os comentários publicados entre a data de postagem do vídeo, 09 de agosto de 2025, e a data da coleta, totalizando aproximadamente dez meses de debate acumulado. O corpus do YouTube é considerado completo, representando a totalidade dos comentários de primeiro nível disponíveis na plataforma na data de coleta. Respostas a comentários não foram coletadas por limitação de escopo do *endpoint* utilizado: o método `commentThreads.list` retorna comentários de topo com contagem de respostas, mas não o conteúdo das respostas em si, o que exigiria chamadas adicionais ao método `comments.list` com o parâmetro `parentId`.

3.2 Dados do TikTok

Os comentários do TikTok foram coletados a partir do vídeo analisado³. O TikTok não disponibiliza uma API pública para acesso a comentários [2, 6], e a API de pesquisa é disponível apenas para

pesquisadores na Europa, criada em resposta ao *Digital Services Act*, e não cobre o contexto brasileiro. Diante dessas restrições, foi desenvolvido um *web scraper* próprio utilizando a biblioteca Playwright⁴, que automatiza a navegação em navegadores reais e intercepta as respostas das requisições internas da plataforma aos endpoints de comentários. O processo foi semi-automatizado: os dados são extraídos automaticamente à medida que o usuário navega pelo vídeo, mas a interação com mecanismos de verificação humana exigiu supervisão contínua durante todo o processo. A coleta foi realizada em 01 de junho de 2026, e o dataset contempla os comentários publicados entre 09 de agosto de 2025 e essa data. Devido a essas restrições técnicas, o corpus do TikTok representa uma amostra parcial dos comentários disponíveis na plataforma. Respostas a comentários também não foram capturadas pois o *endpoint* correspondente só é acionado quando o usuário expande manualmente uma resposta, o que não ocorreu sistematicamente na coleta.

3.3 Dados do Instagram

A extração de dados em plataformas Meta frequentemente representa um grande desafio para coletas massivas, sendo o caso no Reel⁵ associado. Com mais de 375 mil comentários, o post contém ordens de magnitude mais do que a média de comentários na rede, situando-o entre o 1% dos posts mais comentados mesmo caso se considere apenas contas de celebridades, de acordo com resultados encontrado em [17]. Nessa escala, soluções de *scraping* tradicionais não conseguem gerar retornos significativos, com testes de iniciais atingindo totais pouco acima de mil comentários únicos. *Outliers* desse tipo precisam ser tratados com uma lógica de negócios própria, com o custo da manutenção dos dados em *hot storage* passando a ser levado em conta. Devido a isso, comentários que não obtiveram engajamento passam a ser desindexados e armazenados em *cold storage*, fazendo com que o conteúdo recuperável no post seja uma combinação dos comentários recentes com os comentários que conseguiram obter relevância ao longo do seu ciclo de vida. No entanto, o impacto da assimetria temporal é atenuado pelo fato de que os comentários com mais engajamento ao longo do tempo são os que se mantêm indexados, equilibrando a distribuição resultante entre comentários recentes e mais antigos.

Com o intuito de adquirir o máximo possível de conteúdo, a extração dos comentários foi feita para o período entre 17 de agosto de 2025 e 22 de março de 2026, através de um script customizado que faz requisições diretas ao *endpoint GraphQL* que popula a página Web, encontrando o mesmo conteúdo sem o impacto de performance associado ao uso de um *webdriver*. Essa estratégia também

¹<https://www.youtube.com/shorts/5wglC85cgo4>

²<https://developers.google.com/youtube/v3>

³<https://www.tiktok.com/@felca/video/7536442070530149688>

⁴<https://playwright.dev>

⁵https://www.instagram.com/reel/DNHvqxMl_F/

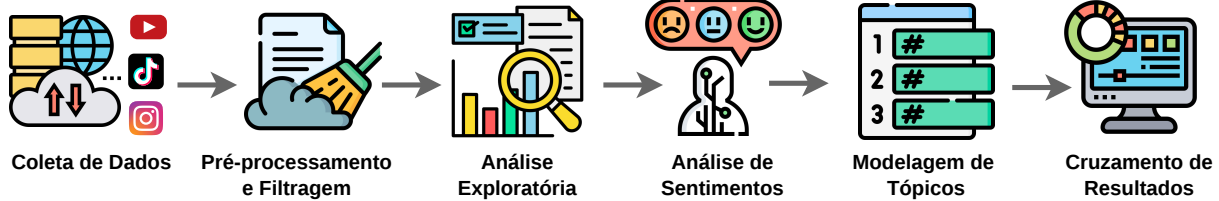


Figura 1: Visão geral do pipeline de coleta e análise.

traz um controle mais fino dos parâmetros de recuperação de comentários, possibilitando a coleta separada por popularidade e por novidade até serem exauridos os respectivos *cursores* de paginação.

4 METODOLOGIA DE ANÁLISE

A Figura 1 apresenta uma visão geral do *framework* de coleta e análise adotado neste trabalho. Inicialmente, foi conduzida uma análise exploratória do corpus com o objetivo de caracterizar o perfil de engajamento e o comportamento textual em cada plataforma, partindo dos 32.791 comentários válidos. Foram analisados a distribuição temporal dos comentários, o perfil de participação dos usuários, a distribuição de curtidas (*likes*) por comentário por meio da Função de Distribuição Acumulada (FDA), a sobreposição de audiência entre plataformas por meio de comparação de identificadores únicos de usuários, o comprimento dos comentários e a presença de emojis. Como parte do Processamento de Linguagem Natural, foi gerada uma nuvem de palavras para a qual o texto foi pré-processado com remoção de emojis, URLs, menções, hashtags, pontuação e stopwords para o conjunto total de comentários.

4.1 Análise de Sentimentos

Uma etapa de análise de sentimentos foi realizada sobre os 32.791 comentários válidos, sem nenhum pré-processamento textual adicional, utilizando a biblioteca *psentimiento* [22] com o modelo de classificação treinado para o português brasileiro em dados de Twitter. Embora o modelo tenha sido treinado originalmente com dados do Twitter, o *psentimiento* também tem sido aplicado com desempenho satisfatório em outros domínios textuais de redes sociais brasileiras, como o Reddit, onde obteve acurácia de 0,67 e F1-Score de 0,68 na classificação de sentimentos, superando modelos lexicais tradicionais e aproximando-se do desempenho de modelos BERT treinados especificamente para o domínio [20].

A preservação de emojis e pontuação foi uma decisão deliberada, uma vez que esses elementos carregam sinal de sentimento relevante para a classificação [13]. O modelo classifica cada comentário em uma de três categorias: positivo, neutro ou negativo, retornando também a probabilidade associada a cada classe. Para análises quantitativas contínuas, foi utilizado o *score* de sentimento definido como a diferença entre a probabilidade positiva e a probabilidade negativa atribuídas pelo modelo, o que preserva a incerteza da classificação e permite comparações mais precisas do que a classe discreta.

4.2 Modelagem de Tópicos

Adicionalmente, para identificar os principais temas presentes no corpus, foi aplicado o algoritmo BERTopic [11], que combina *embeddings* semânticos com clusterização por densidade e representação de tópicos baseada em frequência de termos ponderada. Antes da

modelagem, foram aplicados três filtros adicionais sobre os 32.791 comentários: filtragem por idioma no TikTok, mantendo apenas comentários em português ou não-identificados; remoção de comentários compostos exclusivamente por emojis ou marcadores de sticker; e descarte de comentários com menos de dez caracteres no texto resultante. Esse limiar foi adotado como critério pragmático para garantir um conteúdo lexical mínimo suficiente para geração de *embeddings* semânticos distintivos, alinhado com a prática amplamente adotada na literatura de filtragem de documentos muito curtos em modelagem de tópicos sobre textos de redes sociais [9, 12]. As stopwords removidas na etapa de vetorização combinaram o vocabulário padrão do NLTK [3] para o português com conjuntos adicionais definidos a partir de análise empírica do corpus. O corpus resultante para a modelagem compreendeu 24.517 comentários.

Os documentos foram convertidos em vetores semânticos utilizando o modelo *paraphrase-multilingual-mpnet-base-v2* da biblioteca *sentence-transformers* [23], escolhido por seu desempenho em tarefas de similaridade semântica em múltiplos idiomas, incluindo o português. A redução de dimensionalidade foi realizada com UMAP [16] configurado com cinco componentes, quinze vizinhos, distância cosseno e $\text{min_dist}=0.0$. A clusterização foi realizada com HDBSCAN [15] com tamanho mínimo de cluster de 100 documentos, $\text{min_samples}=5$ e método de seleção de clusters *eom*. A representação textual dos tópicos foi refinada com o método KeyBERTInspired [10], que seleciona os termos mais representativos semanticamente dentro de cada cluster.

Após a execução inicial do modelo, foi aplicado o método de redução de tópicos do BERTopic (empiricamente definido como $k = 19$) para consolidar os agrupamentos em um número menor de tópicos interpretáveis e semanticamente coesos. Os rótulos textuais foram definidos com auxílio do modelo Claude (Anthropic), a partir das palavras-chave *c-TF-IDF/KeyBERTInspired* e de até três comentários por tópico, sendo um por plataforma selecionado com semente fixa para evitar viés de popularidade. Os rótulos foram revisados pelo primeiro autor e verificados pelo orientador; quatro dos dezenove foram ajustados por concisão e as palavras-chave de um tópico foram corrigidas manualmente para preservar a grafia de um nome de influenciador grafado de forma inconsistente no corpus. A coerência semântica foi avaliada pela métrica C_v [25], obtendo valor médio de 0,43, compatível com o esperado para comentários de redes sociais caracterizados por textos curtos e linguagem informal.

Os comentários não atribuídos a nenhum tópico foram mantidos nas análises de volume mas excluídos das análises de conteúdo temático. Por fim, os tópicos identificados foram cruzados com os resultados da análise de sentimentos e com cada plataforma de origem de cada comentário, permitindo identificar padrões de variação afetiva e discursiva entre as redes sociais analisadas.

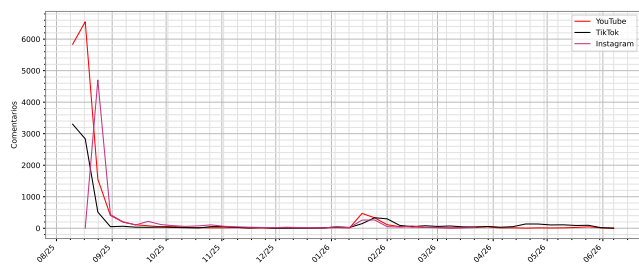


Figura 2: Volume semanal de comentários por plataforma.

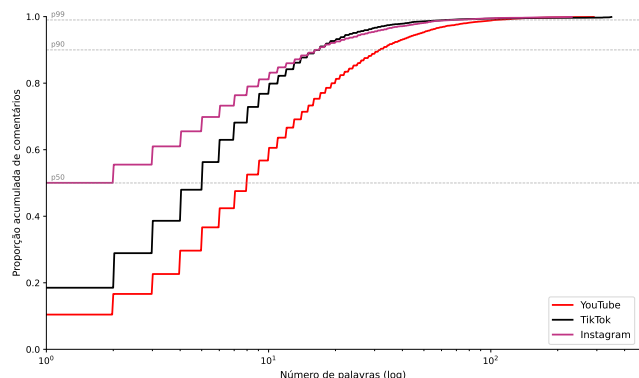


Figura 3: Distribuição acumulada do comprimento de comentários por plataforma.

5 RESULTADOS

Nesta seção, são apresentados os principais achados obtidos a partir da análise quantitativa e semântica dos comentários coletados do vídeo sobre adultização. Para ajudar a responder diretamente às questões de pesquisa propostas, os resultados estão organizados em quatro subseções: caracterização do corpus e perfil de engajamento (Seção 5.1), análise textual exploratória (Seção 5.3), análise de sentimentos (Seção 5.2) e modelagem de tópicos (Seção 5.4).

5.1 Caracterização do Corpus

O corpus analisado compreende 32.791 comentários publicados por 29.905 usuários únicos nas três plataformas. A Figura 2 apresenta o volume semanal de comentários por plataforma ao longo do período analisado. Observa-se um pico expressivo de engajamento substancialmente maior nas primeiras semanas após a publicação do vídeo em 09 de agosto de 2025, seguido de queda abrupta e estabilização em patamares baixos (vale ressaltar que somente o YouTube tem-se a coleta completa dos comentários, sendo uma amostragem das outras plataformas). Um segundo pico, de menor magnitude, é observado em meados de janeiro de 2026 nas três plataformas simultaneamente, coincidindo com a remoção do sistema de chat de texto da plataforma Roblox, evento que motivou parcela da audiência a retornar ao vídeo associando a decisão ao criador de conteúdo. Esses resultados, embora esperados, são importantes no sentido de que confirmam que as plataformas são sensíveis aos eventos externos, com movimentações similares e reativas aos acontecimentos do mundo real, ao mesmo tempo que se mostram resilientes a alterações internas, uma vez que não se observou nenhum evento específico que motivasse uma alteração significativa no volume de comentários em uma única plataforma.

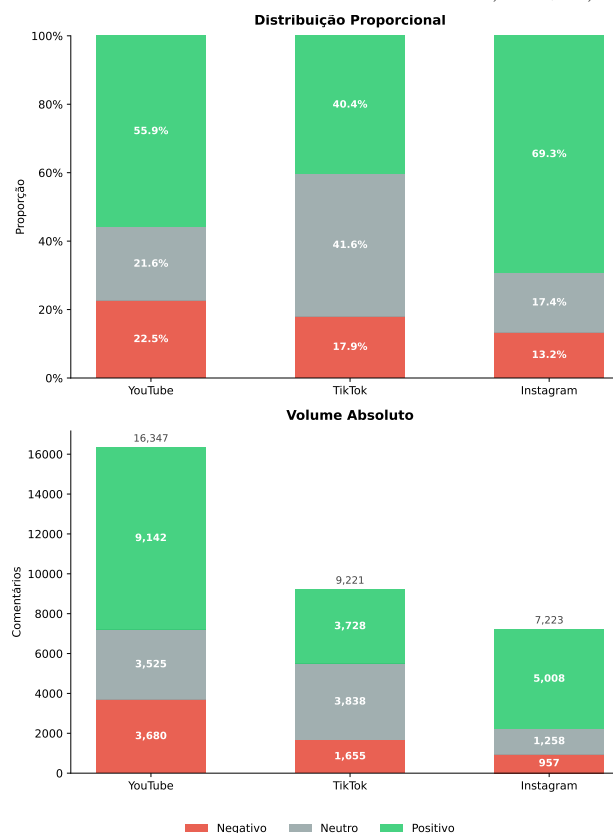


Figura 4: Distribuição de sentimentos por plataforma.

A Figura 3 apresenta a distribuição acumulada do comprimento dos comentários por plataforma, medido em número de palavras. As curvas revelam comportamentos distintos em cada plataforma: 50% dos comentários do Instagram têm apenas uma palavra, enquanto no YouTube e no TikTok essa mesma proporção é atingida em torno de 8 e 5 palavras, respectivamente. No percentil 90, o YouTube ainda apresenta comentários substancialmente mais longos do que as demais plataformas. Esse perfil dos comentários revelou diferenças estruturais entre as plataformas, com Instagram com comentários mais curtos e YouTube com os mais longos. Os comentários do YouTube apresentaram mediana de 8 palavras por comentário, contra 5 no TikTok e 1 no Instagram. Entretanto, nas três existem instâncias com mais de 100 palavras (o que mostra que a diferença de tamanho não é devido a limitação de design da plataforma).

A diferença é amplificada pela presença de emojis: 69% dos comentários do Instagram continham pelo menos um emoji e 45,3% era composto exclusivamente por emojis, sem nenhum texto. No YouTube e TikTok, os comentários exclusivamente compostos por emojis representaram 6,1% e 3,6% do corpus, respectivamente. Esses dados sugerem que os comentários do Instagram assumem predominantemente um caráter reativo e afetivo, enquanto no YouTube concentram-se comentários de maior densidade textual, ou seja, com maior aprofundamento da discussão. Entender essas peculiaridades é fundamental quando se estuda redes sociais, pois a escolha da rede pode alterar significativamente os resultados alcançados.

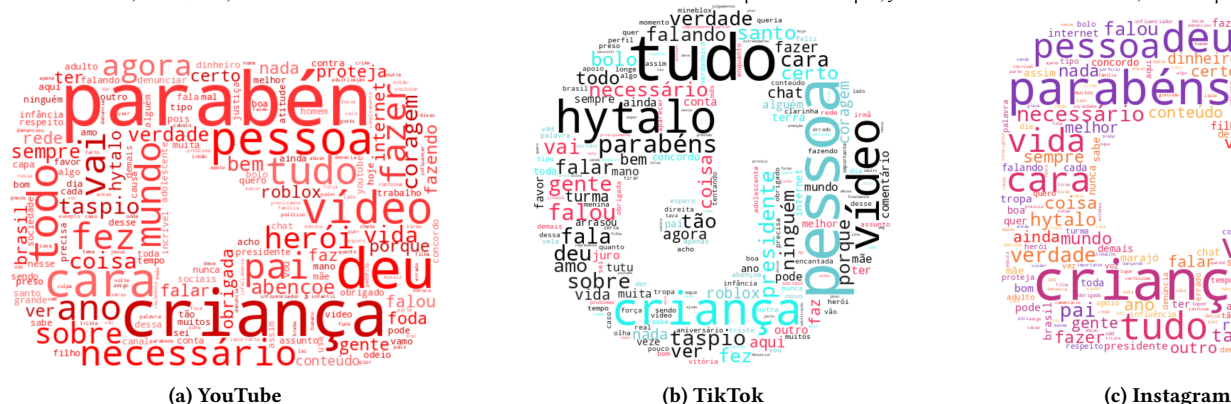


Figura 5: Nuvens de palavras dos termos mais frequentes por plataforma, após remoção de stopwords.

5.2 Análise de Sentimentos

A Figura 4 apresenta a distribuição de sentimentos por plataforma, tanto em termos proporcionais quanto em volume absoluto. Vemos uma distribuição similar entre as três plataformas, com algumas leves diferenças. O Instagram apresenta uma proporção maior de comentários positivos (69,3%). O TikTok, por sua vez, concentrou a maior proporção de comentários neutros (41,6%), enquanto o YouTube registrou a maior proporção de comentários negativos (22,5%). Esses resultados, no corpus analisado, são coerentes com o perfil textual identificado no conteúdo dos comentários: a predominância de comentários com emoji no Instagram está associada a classificações mais positivas, enquanto a maior densidade textual observada no YouTube parece acompanhar a expressão de posicionamentos mais críticos e argumentativos, o que se reflete diretamente na maior proporção de comentários negativos nessa plataforma.

5.3 Análise Léxica de Conteúdo

A Figura 5 apresenta as nuvens de palavras geradas a partir dos comentários de cada plataforma, após remoção de *stopwords* tradicionais e outras adicionais para o contexto (como, por exemplo, o termo Felca que dominava as 3 análises). De forma geral, as nuvens nos dão o tom geral do discurso das três plataformas, parabenizando o vídeo e discutindo a questão central sobre crianças. Curiosamente o termo “*adultização*” não emerge com relevância em nenhuma plataforma, evidenciando que o tema é abordado de outras formas pela audiência.

No YouTube, os termos de maior frequência incluem “*criança*”, “*necessário*”, “*verdade*” e “*parabéns*”, sugerindo um discurso centrado no tema da proteção infantil e na validação do conteúdo do vídeo. O termo “*hytalo*” surge nas 3 plataformas, porém com maior proeminência no TikTok, indicando que a discussão nessa plataforma foi fortemente orientada por um caso específico mencionado no vídeo, provavelmente devido a popularidade maior desse influenciador pela audiência do TikTok. No Instagram, “*criança*”, “*parabéns*” e *vida* predominam, alinhado com o perfil mais afetivo e um pouco mais genérico identificado na caracterização do corpus. O termo “*taspio*”, referente ao nome de outro criador de conteúdo mencionado organicamente pela audiência como caso paralelo de adultização, aparece nas nuvens das três plataformas, ainda que em posições distintas de destaque.

5.4 Modelagem de Tópicos

Por fim, a modelagem de tópicos fornece uma análise semântica mais aprofundada do corpus, ressaltando as principais diferenças presentes entre as três plataformas (i.e. YouTube, TikTok, e Instagram). A aplicação do BERTopic nos comentários identificou 19 tópicos interpretáveis no corpus, apresentados na Tabela 2, com taxa de outliers (Tópico -1) de 36,3%. Essa taxa, embora elevada, é esperada em corpora de comentários de redes sociais, que tendem a apresentar alta fragmentação temática e grande volume de

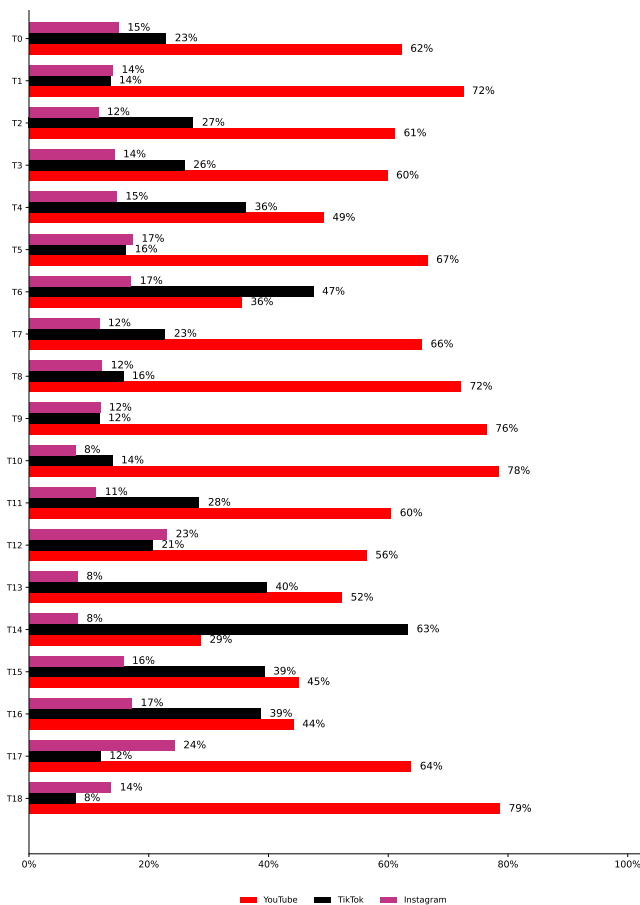


Figura 6: Distribuição de tópicos por plataforma.

Tabela 2: Tópicos identificados pelo BERTopic com rótulos, volume por plataforma e palavras-chave representativas

ID	Rótulo	YouTube	TikTok	Instagram	Total	Palavras-chave	Exemplo
T0	Afeto e elogios ao criador	1.178	433	283	1.894	amo, amamos, amei, adoro, fã amo	"felca vc é o melhor"
T1	Apoio religioso e bênçãos	1.162	217	224	1.603	deus abençoe, amên, sempre, abençoe grandemente	"Parabéns felca que Deus te proteja sempre"
T2	Caso Roblox e remoção do chat	874	392	165	1.431	chat roblox, tirou chat, roblox, tirar chat	"Felca tão te acusando de tirar o chat do Roblox! Sendo que vc não tem nada a ver"
T3	Admiração e menções diretas	761	330	181	1.272	admiro, clarinha, encantada, excelente	"Um dos melhores influencers da atualidade....Felca é brabo."
T4	Caso Hytalo Santos	579	426	172	1.177	hytalo preso, hytalo santos, força hytalo	"Ninguém aguentava esse Hytalo Santos, mais."
T5	Adulterização infantil e família	761	185	198	1.144	pais, adulterização, adultos, infância, filhos	"Músicas com teor pornográfico deveriam ter lei para não serem ouvidas em ambientes públicos"
T6	Comunidades de fãs	392	524	188	1.104	tutu, tropa taspio, turma tutu, turma hytalo	"rpz tropa do felca fala eu quem é"
T7	Reações ao vídeo e ao canal	560	194	100	854	deixa, apagou, tirou, acabou, canal taspio	"simplesmente o melhor vídeo que já vi esse ano."
T8	Contexto brasileiro e casos nacionais	610	133	103	846	brasil, brasileira, hytalo santos, pais	"novo presidente do Brasil"
T9	Regulamentação e censura nas redes	599	92	93	784	rede social, redes sociais, censura, sociedade	"Extrema direita brasileira [...] será que vocês vão apoiar a regulamentação das redes sociais."
T10	Heroísmo e coragem do criador	508	90	50	648	herói, guerreiro, corajoso, usa capa, ídolo	"Felca você é o herói da nação"
T11	Dimensão política e candidaturas	330	155	61	546	presidente, deputado, político, candidato	"Felca, vc é o cara deveria ser o prefeito"
T12	Necessidade do conteúdo	284	104	116	504	extremamente necessário, tão necessário, essencial	"Felca super necessário"
T13	Cena do bolo de aniversário	258	196	40	494	gostoso, aniversário, comer, festa, mesa	"Eu vendo a vela derreter no bolo"
T14	Casos de mães e filhas adulterizadas	106	234	30	370	mãe, filha, mulher, irmã, menina	"E o caso da Mari Maria com as sobrinhas?"
T15	Concordância com o criador	143	125	50	318	concordo plenamente, concordo tudo, totalmente	"Concordo com Felca"
T16	Endosso das afirmações do vídeo	121	106	47	274	falou tudo, tudo verdade, falou verdade	"Assino em baixo de tudo que vc falou,"
T17	Papel e responsabilidade dos influenciadores	155	29	59	243	influenciador, influenciadores, usa influência	"Felca mostrando o q é ser influenciador de VERDADE"
T18	Presença e alcance nas redes sociais	92	9	16	117	internet, redes sociais, conteúdo internet	"É para isso que eu pago internet esse cara é muito necessário"

conteúdo sem muito valor semântico, como respostas muito curtas, reações isoladas e menções diretas a usuários sem texto adicional. Já a Figura 6 apresenta a presença proporcional das plataformas em cada um dos tópicos levantados.

O número de tópicos foi determinado por meio de inspeção manual iterativa: configurações com menos tópicos resultaram em agrupamentos mais heterogêneos, enquanto configurações com mais tópicos produziram divisões artificiais de um mesmo tema. O valor de 19 tópicos correspondeu ao ponto de equilíbrio em que todos os agrupamentos apresentaram coerência semântica interpretável, em linha com a abordagem de avaliação qualitativa recomendada para modelos baseados em densidade [11]. Os tópicos cobrem um variado espectro temático que vai desde formas de apoio ao criador (ex.: T0, T1, T3, T10, T12) a casos específicos mencionados no vídeo (T2, T4, T6, T13, T14), passando pelo tema central da adulterização infantil (T5), pelo debate sobre regulamentação e política (T9, T11) e pelo papel dos influenciadores digitais (T17). O tópico T5, centrado em termos como *adulterização*, *infância*, *pais* e *filhos*, representa o núcleo temático do corpus com 1.144 comentários, sendo o único tópico onde o tema da adulterização infantil emerge de forma explícita e direta.

Aqui é interessante destacar algumas diferenças marcantes entre as plataformas. O YouTube domina a maioria dos tópicos em termos de participação relativa, reflexo estatístico de seu maior volume absoluto no corpus. Entretanto, mesmo dentro do YouTube é possível perceber alguns detalhes. Alguns tópicos que demonstram um maior aprofundamento discursivo e não são somente reativos, como o T9 (*"Regulamentação e censura nas redes"*), T5 (*"Adulterização infantil e família"*) e T18 (*"Presença e alcance nas redes sociais"*) são expressivamente mais dominantes no YouTube, com mais de 75% dos comentários categorizados nestes tópicos. Isso reafirma o perfil mais denso de discussão presente no YouTube que não acontece tanto nas outras. Curiosamente o T10 de *"Heroísmo e coragem do criador"* também é quase exclusivo do YouTube, que brinca com Felca ser um herói, sugerindo um nicho específico que ganhou tração nessa rede.

Por outro lado, olhando isoladamente o Instagram, vemos maior presença relativa de comentários em tópicos como T17 (24%) (*"Papel dos influenciadores digitais"*), T12 (23%) (*"Necessidade do conteúdo"*), T16 (17%) (*"Endosso das afirmações do vídeo"*). Isso mostra um conteúdo mais metalinguístico da importância deste tipo de conteúdo

nas redes sociais e responsabilidades dos influenciadores e menos sobre debate em si. Além disso o Instagram tem um volume absoluto maior de comentários em tópicos mais reativos, com destaque ao T1 *"Apoio religioso e bênçãos"*, em que foi o único que teve mais comentários do Instagram do que do TikTok.

Já no TikTok, mesmo com volume total de comentários no dataset bem menor que YouTube, foi o dominante em dois tópicos: o T6 e T14. O primeiro é um tópico sobre a *"Comunidade de Fãs"* do Felca. Isso acontece devido ao público principal do Felca, assim como a audiência do TikTok são geralmente usuários mais jovens e mais familiarizados com os influenciadores mencionados. Algo semelhante acontece no T14, com casos mais específicos de adulterização comentados, o que novamente tem a ver com o contexto mais particular do TikTok, com citação a influenciadores mais conhecidos pelos usuários desta plataforma, mesmo o tópico T4 específico sobre o Hytalo Santos teve uma participação relevante no TikTok. Esses resultados ligados a casos específicos de pessoas identificáveis, sugerem que o público do TikTok foi proporcionalmente mais engajado em discussões centradas em indivíduos do que em debate mais amplo.

O tópico T2, sobre o Roblox, teve grande repercussão no dataset num segundo momento próximo do início de 2026. Esse tópico foi mais relevante no TikTok e YouTube, uma vez que gerou muito mais comentários de um público bem mais novo que é ativo no jogo. Esse tópico surgiu depois da remoção do chat dentro do jogo, gerando revolta dos usuários, principalmente culpando o vídeo do Felca como responsável pela medida. É inclusive possível ver a carga mais negativa desse tópico na Figura 7, do sentimento por tópicos.

Em relação ao sentimento por tópico, a Figura 7 apresenta o score médio de sentimento por tópico e por plataforma, calculado como a diferença entre a probabilidade positiva e negativa atribuídas pelo modelo de classificação. Tópicos de apoio emocional (T0, T1, T12) apresentaram scores positivos elevados e consistentes nas três plataformas. Essa predominância de tópicos de apoio emocional positivo, que somados representam mais de 6.513 comentários, indica que a resposta majoritária ao vídeo neste corpus foi de aprovação afetiva ao criador, e não de debate aprofundado sobre o tema. Esse padrão é consistente com estudos anteriores sobre o comportamento de audiências em eventos de repercussão nas redes sociais brasileiras, nos quais a mobilização emocional tende a preceder e superar o engajamento argumentativo [14, 26], e estende esse achado para

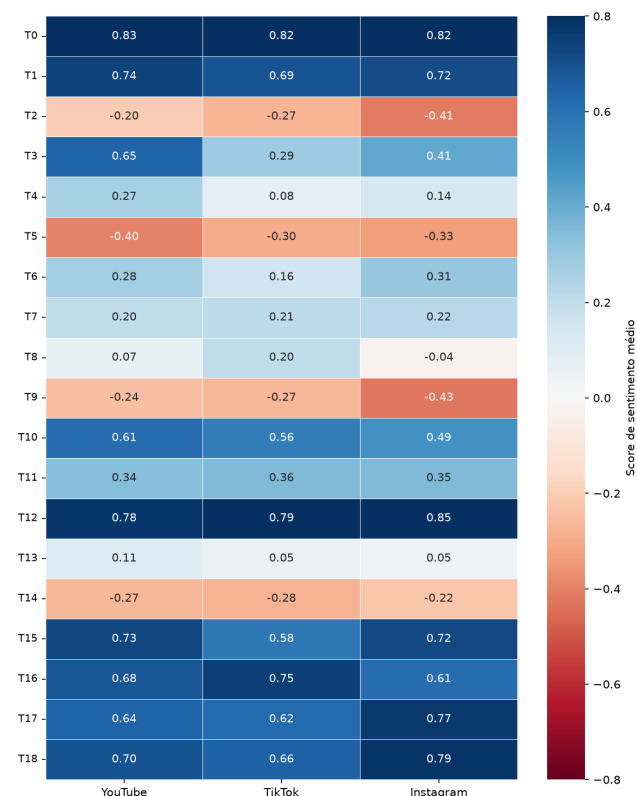


Figura 7: Score médio de sentimento por tópico e plataforma.

um contexto multiplataforma, demonstrando que a predominância afetiva se mantém independentemente da rede analisada.

Alguns tópicos, por outro lado, tiveram um caráter mais negativo. O tópico T5 de adultização infantil registrou score negativo nas três plataformas, confirmando que o tema central do vídeo mobilizou reações de preocupação e indignação em todas as redes. O YouTube apresentou o score mais negativo nesse tópico, o que é coerente com a maior densidade textual dos comentários dessa plataforma e com a maior proporção de comentários negativos observada na análise de sentimentos. Outro negativo foi o tópico T9, relativo à regulamentação e censura nas redes sociais, que também teve a maior divergência entre plataformas: -0,24 no YouTube, -0,27 no TikTok e -0,43 no Instagram. Curiosamente, o Instagram, plataforma com o perfil mais positivo no corpus como um todo, apresentou o score mais negativo nesse tópico específico, sugerindo uma preocupação mais acentuada da plataforma com este tema.

O tópico mais neutro foi tópico T13, referente ao bolo de aniversário com velas acesas que o criador de conteúdo segura durante todo o vídeo como elemento visual de enquadramento, com scores próximos de zero nas três plataformas, refletindo também seu caráter mais fora do contexto do vídeo como um todo.

6 LIMITAÇÕES

Este trabalho apresenta limitações que devem ser consideradas na interpretação dos resultados. Os corpora do TikTok e do Instagram são amostras parciais, obtidas por meio de *scrapers* diante da ausência de APIs públicas, o que impede verificar sua representatividade estatística. Enquanto o corpus do YouTube é completo, os do TikTok

e do Instagram foram obtidos por estratégias distintas de coleta, o que configura uma ameaça à validade das comparações: ambas as plataformas tendem a priorizar a exibição de comentários de usuários verificados ou com maior engajamento, e a fração coletada é pequena frente ao volume total. Reconhecemos, portanto, que parte das diferenças observadas entre plataformas pode ser influenciada pelo próprio processo de coleta, e não apenas por características estruturais das redes. Ainda assim, o esforço de coleta é significativo e viabiliza uma análise comparativa inédita nesse contexto. Por fim, este trabalho limita-se ao estudo de caso de um único vídeo; embora sua escolha não seja arbitrária, dada a relevância do episódio no cenário sociopolítico nacional, os achados não devem ser generalizados para o comportamento das plataformas em outros contextos.

7 CONCLUSÃO

Este trabalho apresentou um estudo de caso sobre o engajamento público em torno do tema da adultização infantil no Brasil, a partir da análise de 32.791 comentários coletados em três plataformas distintas, YouTube, TikTok e Instagram, em resposta a um mesmo vídeo publicado pelo criador de conteúdo Felca em agosto de 2025. O trabalho inova ao propor um pipeline de coleta e análise multiplataforma que integra diferentes técnicas de raspagem de dados em plataformas sem API pública, análise de sentimentos e modelagem de tópicos com BERTopic, permitindo comparações entre redes sociais a partir de um evento controlado.

Em resposta às questões levantadas, a modelagem identificou tópicos semanticamente interpretáveis distribuídos em quatro grandes temas: apoio afetivo ao criador, casos e eventos específicos, debate temático sobre adultização e presença nas redes sociais. Embora a predominância de tópicos de apoio emocional sugira que a mobilização afetiva tenha sido a resposta primária dominante, o achado central deste estudo reside nas diferenças de expressão desse engajamento observadas entre as redes sociais analisadas. Observou-se que os comentários coletados no Instagram foram predominantemente reativos, baseados em emoções positivas curtas e com forte presença de emojis; no TikTok, o discurso concentrou-se em casos específicos e nichos de audiência; enquanto no YouTube houve maior aprofundamento textual do debate sobre o tema da adultização e a regulamentação digital.

Esses achados evidenciam que YouTube, TikTok e Instagram concentram públicos distintos e apresentam características estruturais que podem estar associadas à natureza do discurso produzido. Essa constatação ressalta a importância da análise comparativa multiplataforma, ainda rara na literatura, e sugere cautela na interpretação de estudos conduzidos em uma única rede, cujas conclusões podem refletir tanto o fenômeno investigado quanto a arquitetura da plataforma analisada. Como implicação metodológica, o planejamento da coleta mostra-se uma etapa crítica em estudos multiplataforma, exigindo transparência sobre a cobertura de cada corpus. Como trabalho futuro, pretende-se aplicar o pipeline a outros contextos, verificando a generalização dos padrões.

CUIDADOS ÉTICOS

Este trabalho seguiu os cuidados éticos aplicáveis à pesquisa com dados de redes sociais. As análises empregaram exclusivamente dados públicos, de acesso irrestrito, publicados voluntariamente pelos

usuários nas plataformas, sem qualquer interação com participantes. Nos termos da Resolução nº 510/2016 do Conselho Nacional de Saúde (CEP/CONEP), a pesquisa que utiliza informações de acesso público, sem identificação dos sujeitos, não se enquadra como pesquisa com seres humanos e, portanto, não demandou submissão a Comitê de Ética. Ainda assim, todo o corpus foi anonimizado, com a remoção de identificadores de autor, de modo que nenhum indivíduo possa ser identificado a partir dos dados analisados ou dos resultados apresentados, em alinhamento com a Lei Geral de Proteção de Dados (LGPD). Os comentários reproduzidos ao longo do texto são empregados apenas de forma ilustrativa e não permitem o rastreamento de seus autores.

Ferramentas de IA generativa foram aplicadas apenas na revisão gramatical e clareza do texto. A concepção do estudo, metodologia, experimentos, análise dos resultados e conclusões são de responsabilidade integral dos autores.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem à Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Minas Gerais (FAPEMIG) pelo suporte financeiro concedido para a realização desta pesquisa, por meio do Processo nº APQ-03115-24 Edital Demanda Universal.

REFERÊNCIAS

- [1] Despoina Antonakaki and Sotiris Ioannidis. 2025. Cross-Platform Digital Discourse Analysis of the Israel-Hamas Conflict: Sentiment, Topics, and Event Dynamics. arXiv:2601.02367 [cs.CY] doi:10.48550/arXiv.2601.02367
- [2] Dan Bai and Yan Gu. 2026. Harnessing Big Data, Hindered by Bias: Evaluating TikTok Research API for Fair and Optimal Social Sciences. *Social Science Computer Review* (2026). doi:10.1177/08944393251413277
- [3] Steven Bird, Ewan Klein, and Edward Loper. 2009. *Natural Language Processing with Python*. O'Reilly Media.
- [4] Brasil. 2025. Lei n.º 15.211, de 22 de dezembro de 2025 – Estatuto Digital da Criança e do Adolescente. Diário Oficial da União. https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2023-2026/2025/lei/L15211.htm Acessado em junho de 2026.
- [5] Fatmaelzahrâa Eltaher, Rahul Krishna Gajula, Luis Miralles-Pechuán, Patrick Crotty, Juan Martínez-Otero, Christina Thorpe, and Susan McKeever. 2025. Protecting young users on social media: Evaluating the effectiveness of content moderation and legal safeguards on video sharing platforms. arXiv:2505.11160 [cs.SI]
- [6] Carlos Entrena-Serrano, Martin Degeling, Salvatore Romano, and Raziye Buse Çetin. 2025. TikTok's Research API: Problems Without Explanations. arXiv:2506.09746 [cs.SI] doi:10.48550/arXiv.2506.09746
- [7] Diva Zahra Fakhirah and Fat'Hah Noor Prawita. 2026. Cross-Platform Sentiment Analysis of Indonesia's LPDP Scholarship Policies: A Comparative Study Using IndoRoBERTa. In *2026 IEEE International Conference on Industry 4.0, Artificial Intelligence, and Communications Technology (IAICT)*. IEEE, Bali, Indonesia. doi:10.1109/IAICT71158.2026.11620760
- [8] Deen Freelon. 2018. Computational Research in the Post-API Age. *Political Communication* 35, 4 (2018), 665–668. doi:10.1080/10584609.2018.1477506
- [9] Luis A. González-Camacho et al. 2025. Public opinion and emotional discourse: a study of YouTube comments on Mexican news in 2024. *International Journal of Data Science and Analytics* (2025). doi:10.1007/s41060-025-00936-3
- [10] Maarten Grootendorst. 2020. KeyBERT: Minimal keyword extraction with BERT. doi:10.5281/zenodo.4461265
- [11] Maarten Grootendorst. 2022. BERTopic: Neural topic modeling with a class-based TF-IDF procedure. *arXiv preprint arXiv:2203.05794* (2022). doi:10.48550/arXiv.2203.05794
- [12] Jieun Kim et al. 2025. Unpacking College Students' Mental Health Discourse through YouTube Comments: Insights from Topic Modeling and Sentiment Analysis. In *Proceedings of the Association for Information Science and Technology*, Vol. 62. doi:10.1002/pr2.1321
- [13] Chao Liu, Fang Fang, Xin Lin, Tianyi Cai, Xinchu Tan, Jintao Liu, and Xin Lu. 2021. Improving sentiment analysis accuracy with emoji embedding. *Journal of Safety Science and Resilience* 2, 4 (2021), 246–252. doi:10.1016/j.jnlssr.2021.10.003
- [14] Victor Martins, Sophia Eduarda V. Serafim, Livia Caroline R. Pereira, Amanda F. Alves, Carlos H. G. Ferreira, and Jussara M. Almeida. 2025. A Misoginia no YouTube Brasileiro: Um Estudo de Caso sobre o Conteúdo Produzido pela Comunidade Red Pill. In *Proceedings of the Brazilian Symposium on Multimedia and the Web (WebMedia)*. SBC, Rio de Janeiro, Brazil.
- [15] Leland McInnes, John Healy, and Steve Astels. 2017. hdbscan: Hierarchical density based clustering. *Journal of Open Source Software* 2, 11 (2017), 205. doi:10.21105/joss.00205
- [16] Leland McInnes, John Healy, and James Melville. 2018. UMAP: Uniform Manifold Approximation and Projection for Dimension Reduction. *arXiv preprint arXiv:1802.03426* (2018). doi:10.48550/arXiv.1802.03426
- [17] João Olivetti and Philippe Melo. 2024. Through the Eyes of Instagram: Analyzing Image Content utilizing Meta's Automatic Alt-Text. In *Proceedings of the 30th Brazilian Symposium on Multimedia and the Web (Juiz de Fora/MG)*. SBC, Porto Alegre, RS, Brasil, 275–282. doi:10.5753/webmedia.2024.241695
- [18] Valeria Pedrouzo, Lucila Krynski, et al. 2024. More Skin, More Likes! Measuring Child Exposure and User Engagement on TikTok. arXiv:2408.05622 [cs.SI]
- [19] Rute Pina. 2025. Adultização: 'Vídeo de Felca conseguiu unir de Érika Hilton a Nikolas Ferreira e pauta cobrança por responsabilização das redes'. BBC Brasil. <https://www.bbc.com/portuguese/articles/c9qynn5e0e9o> Online; Acesso em 20 de junho de 2026.
- [20] Giovana Piorino, Vitor Moreira, Luiz Henrique Quevedo Lima, Adriana Silvana Pagano, and Ana Paula Couto da Silva. 2024. Análise de sentimentos de conteúdo compartilhado em comunidades brasileiras do Reddit: Avaliação de um conjunto de dados rotulados por humanos. In *Proceedings of the Brazilian Symposium on Multimedia and the Web (WebMedia)*. SBC, Juiz de Fora, Brazil. doi:10.5753/webmedia.2024.242020
- [21] Rosario Polito et al. 2022. Hypersexualization of minors on TikTok: An exploratory study. *American Journal of Sexuality Education* 17, 4 (2022).
- [22] Juan Manuel Pérez, Mariela Rajngewerc, Juan Carlos Giudici, Damián A. Furman, Franco Luque, Laura Alonso Alemany, and María Vanina Martínez. 2023. pysentimiento: A Python Toolkit for Opinion Mining and Social NLP tasks. arXiv:2106.09462 [cs.CL]
- [23] Nils Reimers and Iryna Gurevych. 2020. Making Monolingual Sentence Embeddings Multilingual using Knowledge Distillation. In *Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*. Association for Computational Linguistics. <https://arxiv.org/abs/2004.09813>
- [24] Marcus Vinicius Guerra Ribeiro, Clara Andrade Pimentel, and Philippe de Freitas Melo. 2024. Quando as Avaliações Viram Bombas: Explorando a Dinâmica do Review Bombing nos Jogos no Metacritic. In *Proceedings of the Brazilian Symposium on Multimedia and the Web (WebMedia)*. SBC, Juiz de Fora, Brazil.
- [25] Michael Röder, Andreas Both, and Alexander Hinneburg. 2015. Exploring the Space of Topic Coherence Measures. In *Proceedings of the Eighth ACM International Conference on Web Search and Data Mining (WSDM)*. 399–408. doi:10.1145/2684822.2685324
- [26] Jônatas H. dos Santos, Julio C. S. Reis, Philippe de F. Melo, João F. H. Olivetti, Thales H. Silva, Matheus Guimaraes, Glaucio de Souza, Marco A. G. Rodrigues, Marcos A. Goncalves, Fabricio Benevenuto, and Cristiano X. Lima. 2025. Caracterização da (Des)Informação das Narrativas sobre Vacinação em Grupos Públicos no WhatsApp no Brasil. In *Proceedings of the Brazilian Symposium on Multimedia and the Web (WebMedia)*. SBC, Rio de Janeiro, Brazil.
- [27] Rebeca Suárez-Álvarez, Antonio García-Jiménez, and María L. Urbina Montaña. 2023. Sexualising characteristics of adolescent on TikTok: Comparative study Great Britain–Spain. *Convergence* 29, 5 (2023), 1262–1282. doi:10.1177/13548565231187728
- [28] Ni Annie Yuan and Ho-Chun Herbert Chang. 2026. Motivation, Attention, and Visual Platform Design: How Moral Contagions Spread on TikTok and Instagram in the 2024 United States Presidential Election. arXiv:2602.02479 [cs.SI]