

Conteúdo Informativo, Audiência Polarizada: Desacoplamento no Debate sobre Vacinas no YouTube Brasileiro Pós-Pandemia

Thales H. Silva¹, Julio C. S. Reis², Jonatas H. Santos¹, Philippe F. Melo², Clara G. Tavares¹,
João F. H. Olivetti², Matheus G. Guimaraes¹, Gláucio S. Souza¹, Filipe Zanovello¹,
Marco A. G. Rodrigues¹, Marcos A. Gonçalves¹, Fabrício Benevenuto¹, Cristiano X. Lima¹

¹ Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG)

² Universidade Federal de Viçosa (UFV)

{thaleshenrique, jonatashds}@ufmg.br

{jreis, philipe.freitas, joao.olivetti}@ufv.br

{clara21ufmg, guimaraesmatheus22, glaucio.gss, filipebessa9}@gmail.com

magro.mg@terra.com.br, {mgoncalv, fabricio}@dcc.ufmg.br, cxlima@ufmg.br

Abstract. *Vaccine hesitancy remains one of the major public health challenges in the post-pandemic era. In this study, we analyze the Brazilian YouTube ecosystem from 2024 to 2025 to investigate how vaccine-related narratives are produced and received. We construct a large-scale dataset of videos and comments, combining topic modeling (BERTopic) and Large Language Models (LLMs) for semantic filtering and stance detection. Our results reveal a structural mismatch between content production and audience reception. While videos are predominantly informational and institutionally aligned, audience engagement is more polarized and often dominated by anti-vaccine sentiment. Approximately 59% of comments express opposition to vaccination. Notably, this behavior emerges even without explicit misinformation, suggesting that users reinterpret content through ideological and experiential perspectives. These findings indicate that YouTube functions not only as an information channel but also as a space where reactive narratives are amplified, sustaining vaccine hesitancy. More broadly, exposure to informational content does not necessarily lead to agreement, highlighting a gap between dissemination and persuasion on digital platforms.*

Resumo. *A hesitação vacinal permanece como um dos principais desafios de saúde pública no cenário pós-pandêmico. Neste trabalho, analisamos o ecossistema brasileiro do YouTube entre 2024 e 2025 para compreender como narrativas sobre vacinação são produzidas e apropriadas pela audiência. Para isso, construímos um conjunto de dados em larga escala de vídeos e comentários, combinando modelagem de tópicos (BERTopic) e Modelos de Linguagem de Grande Porte (LLMs) para filtragem semântica e detecção de posicionamento. Os resultados evidenciam um desacoplamento estrutural entre produção de conteúdo e recepção da audiência. Enquanto os vídeos são predominantemente informativos e alinhados a fontes institucionais, o engajamento do público é mais polarizado, frequentemente dominado por posicionamentos contrários à vacinação. Aproximadamente 59% dos comentários*

expressam opiniões contrárias. Esse padrão ocorre mesmo sem desinformação explícita, sugerindo que os usuários reinterpretem o conteúdo a partir de narrativas ideológicas e experiências pessoais. As descobertas indicam que o YouTube atua não apenas como canal de disseminação de informação, mas também como espaço de amplificação de discursos reativos que sustentam a hesitação vacinal. De forma mais ampla, a exposição a conteúdos informativos não implica necessariamente concordância, evidenciando uma lacuna entre disseminação de informação e persuasão em plataformas digitais.

1. Introdução

A vacinação é um dos principais pilares da saúde pública moderna. Apesar de o Brasil possuir um histórico de excelência nesse campo, especialmente por meio do Programa Nacional de Imunizações (PNI), o país tem registrado quedas nas coberturas vacinais nos últimos anos [Arroyo et al. 2020], agravadas pelo impacto da pandemia de COVID-19 [Gontijo et al. 2024]. Isso ocorre em paralelo à consolidação da hesitação vacinal e da desconfiança pública como desafios centrais para a saúde [Ramos et al. 2023].

Esse fenômeno está intrinsecamente associado à transformação do ecossistema informacional contemporâneo. O debate sobre saúde tem migrado de canais institucionais para plataformas digitais, que passaram a desempenhar um papel central na mediação da informação [Carvalho et al. 2022; Cavalini et al. 2024; Santos et al. 2026]. Nesse contexto, a disseminação de conteúdos imprecisos ou enganosos contribui para o que a Organização Mundial da Saúde (OMS) denomina “infodemia” [World Health Organization 2020], caracterizada por uma superabundância de informações que dificulta a distinção entre evidência científica e desinformação [Borges do Nascimento et al. 2022].

Embora haja uma vasta literatura dedicada à análise da desinformação durante o período crítico da pandemia, ainda há lacunas importantes na compreensão do cenário pós-pandêmico, no qual a hesitação vacinal persiste de forma estrutural [Pennisi et al. 2024]. Em particular, permanece pouco explorado como diferentes camadas do ecossistema digital — como a produção de conteúdo e a recepção da audiência — interagem na construção desse fenômeno. O YouTube, ao combinar um repositório massivo de conteúdo audiovisual com mecanismos de interação direta via comentários, oferece uma oportunidade única para investigar essa dinâmica [Mejova and Tizzani 2025].

Neste trabalho, argumentamos que o ecossistema do YouTube apresenta um *desacoplamento estrutural* entre a produção de conteúdo e a recepção da audiência no contexto da vacinação. Enquanto os vídeos tendem a adotar uma postura predominantemente informativa e alinhada a instituições de saúde, a audiência manifesta um discurso significativamente mais polarizado, frequentemente permeado por narrativas ideológicas, desconfiança e teorias conspiratórias. Logo, este trabalho contribui ao demonstrar empiricamente esse desacoplamento no cenário pós-pandêmico, por meio de uma análise integrada de conteúdo e recepção da audiência em larga escala.

Para investigar essa hipótese, construímos e analisamos um conjunto de dados inédito de vídeos e comentários sobre vacinação no YouTube brasileiro, coletados no período pós-pandêmico (2024–2025). Propomos uma arquitetura metodológica híbrida que integra (i) coleta de dados via API oficial da plataforma, (ii) filtragem semântica assistida por modelos de linguagem, e (iii) técnicas avançadas de Processamento de Linguagem Natu-

ral (PLN), incluindo modelagem de tópicos com BERTopic e detecção de posicionamento com LLMs. O emprego de LLMs se justifica pela natureza ruidosa do discurso digital. A presença de sarcasmo, narrativas implícitas, gírias e grafias alternativas limita o desempenho de classificadores tradicionais. Esse desenho permite analisar de forma integrada tanto as narrativas produzidas quanto a resposta da audiência. A partir dessa abordagem, este trabalho busca responder às seguintes questões de pesquisa (QPs): **QP1:** *Quais são os principais temas e narrativas do discurso sobre vacinas no YouTube brasileiro no período pós-pandêmico?* **QP2:** *Qual é o posicionamento predominante da audiência nos comentários em relação à imunização?*

Nossos resultados revelam um cenário altamente polarizado, marcado por um contraste sistemático entre conteúdo e recepção. Enquanto os vídeos analisados priorizam informações institucionais e educativas, aproximadamente 59% dos comentários expressam posicionamentos contrários à vacinação. Esse padrão evidencia que, mesmo na ausência de desinformação explícita no conteúdo audiovisual, a audiência reinterpreta e ressignifica essas informações por meio de narrativas ideológicas e experiências pessoais. Esse comportamento sugere que o YouTube atua não apenas como um canal de disseminação de informação, mas também como um espaço de amplificação de discursos reativos que sustentam a hesitação vacinal. De forma geral, as descobertas deste estudo contribuem para o entendimento do papel das plataformas digitais na manutenção de narrativas antivacina no cenário pós-pandêmico, destacando a necessidade de abordagens que considerem não apenas o conteúdo publicado, mas também a dinâmica de interação com a audiência.

O restante do artigo está estruturado da seguinte forma: a Seção 2 apresenta os trabalhos relacionados; a Seção 3 descreve a metodologia proposta; a Seção 4 apresenta os resultados experimentais; e a Seção 5 conclui o trabalho e discute direções futuras.

2. Trabalhos Relacionados

A literatura recente sobre desinformação vacinal evidencia a complexidade do fenômeno caracterizado como “infodemia” pela Organização Mundial da Saúde [World Health Organization 2020]. Embora revisões sistemáticas, como [Borges do Nascimento et al. 2022], apontem para a necessidade de abordagens multifatoriais, a maior parte dos estudos concentra-se em analisar aspectos isolados do problema, como propagação, detecção automatizada ou fatores comportamentais, frequentemente no contexto da pandemia de COVID-19.

No eixo de dinâmicas de propagação, diversos trabalhos utilizam Análise de Redes Sociais (SNA) para mapear a estrutura e evolução das narrativas antivacina. Estudos longitudinais em plataformas como Twitter/X mostram que fontes de baixa credibilidade tendem a alcançar ampla difusão [Pierri et al. 2023], além de evidenciarem a existência de comunidades organizadas que sustentam discursos conspiratórios [Sharma et al. 2022]. No contexto brasileiro, análises em larga escala caracterizam o debate público durante a pandemia [Malagoli et al. 2021; Oliveira et al. 2022]. No entanto, essas abordagens concentram-se predominantemente em informações estritamente textuais e em períodos críticos da pandemia, limitando a compreensão do cenário pós-pandêmico e de outras formas de interação, como comentários em vídeos.

No que diz respeito a modelos computacionais, há avanços significativos no uso de técnicas de Processamento de Linguagem Natural (PLN) para detecção de desinforma-

ção e posicionamento. Métodos baseados em classificadores tradicionais [Schmidt et al. 2024] e abordagens mais recentes com LLMs [Ghosh and Mitra 2024; Oliveira et al. 2026] demonstram bons resultados na identificação de conteúdo alinhado ou contrário à vacinação. Ainda assim, esses trabalhos tendem a focar exclusivamente na classificação de conteúdo, sem explorar a relação entre diferentes camadas do ecossistema digital, como a produção de conteúdo e a recepção da audiência. Além disso, desafios recentes, como a geração de conteúdo sintético por LLMs [Silva et al. 2025], reforçam a necessidade de análises mais estruturais e interpretativas.

Por fim, estudos no eixo sócio-comportamental destacam o papel de fatores políticos, culturais e midiáticos na propagação da hesitação vacinal, especialmente em países do Sul Global [Kim et al. 2023]. Trabalhos em plataformas como WhatsApp e Telegram revelam padrões de coordenação e disseminação de conteúdo alarmista [Cavalini et al. 2024; Santos et al. 2025], enquanto análises retóricas mostram como narrativas antivacina se apropriam de fontes de autoridade para ganhar legitimidade [D’Almonte et al. 2023]. Embora essas abordagens contribuam para entender o fenômeno em diferentes contextos, elas raramente consideram de forma integrada a interação entre conteúdo institucional e resposta da audiência em plataformas híbridas como o YouTube.

Em particular, estudos recentes no YouTube [Mejova and Tizzani 2025] indicam que conteúdos pró-vacinação tendem a ser produzidos por instituições e educadores, enquanto discursos contrários emergem com maior força na interação dos usuários. No entanto, tais análises ainda são limitadas em escopo temporal e não exploram sistematicamente o cenário pós-pandêmico.

Diferentemente desses trabalhos, este estudo propõe uma análise integrada do ecossistema do YouTube brasileiro no período pós-pandêmico (2024–2025), considerando simultaneamente as narrativas presentes nos vídeos e o posicionamento da audiência nos comentários. Ao combinar modelagem de tópicos e detecção de posicionamento com LLMs, mostramos evidências de um desacoplamento estrutural entre produção de conteúdo e recepção da audiência, oferecendo uma nova perspectiva para compreender a persistência da hesitação vacinal em ambientes digitais.

3. Metodologia

Esta seção descreve a metodologia utilizada para responder às questões de pesquisa propostas. O fluxo de trabalho foi estruturado de forma sequencial e complementar através das seguintes etapas: inicialmente, realizou-se uma etapa de extração de vídeos e comentários diretamente da plataforma do YouTube; em seguida, implementou-se uma filtragem semântica assistida por um modelo de linguagem (LLM) para garantir a pertinência do conteúdo; a terceira etapa consistiu na validação estatística da eficácia desse classificador; e, por fim, foi realizada a análise exploratória e extração de conhecimento dos dados vacinais. A Figura 1 resume os passos executados e detalhados a seguir.

3.1. Coleta de Dados

De forma similar a trabalhos anteriores sobre o tema [Santos et al. 2025], a extração dos dados foi conduzida através de palavras-chave no contexto de vacinas. Foram definidos os termos de busca “vacina”, “vacinas” e “vacinação” com filtros de idioma (i.e., pt-BR) e geolocalização restritos ao contexto brasileiro e recuperados os vídeos via API oficial



Figura 1. Visão geral do pipeline para coleta, filtragem e análise de vídeos e comentários sobre vacinação no YouTube.

do YouTube¹. O recorte temporal abrangeu o período de janeiro de 2024 a setembro de 2025. Essa delimitação visa dissociar o estudo do ápice da pandemia de COVID-19, permitindo, assim, uma análise inédita das dinâmicas no cenário pós-pandêmico. O conjunto resultante engloba os metadados dos vídeos (título, descrição, canal, data de publicação, visualizações, curtidas, duração) e seus respectivos comentários (conteúdo textual, autor, data e curtidas). O volume de dados coletados inicialmente consistiu em cerca de 21 mil vídeos e 350 mil comentários associados, conforme a Tabela 2.

3.2. Filtragem Semântica com LLMs

Apesar da restrição por palavras-chave, a coleta inicial capturou conteúdos não relacionados ao foco do trabalho em saúde pública, como materiais sobre imunização animal, usos metafóricos, fictícios ou de contextos humorísticos. Para limpar esses ruídos e garantir a validade da análise, implementou-se uma etapa de filtragem semântica automatizada. Essa triagem foi executada pelo modelo GPT-4o-mini, via API da OpenAI², o qual foi instruído a avaliar a pertinência temática de cada registro com base no título e na descrição do vídeo³. O uso do GPT-4o-mini justifica-se pelo fato de ele apresentar desempenho comparável ao de modelos maiores com uma fração do custo por *token* [OpenAI 2024]. Além disso, um modelo generativo consegue lidar com nuances no texto e evita a necessidade de treinar um classificador supervisionado do zero, o que exigiria milhares de instâncias manualmente anotadas.

Considerando a inviabilidade de validar manualmente as 21 mil instâncias, optou-se pela verificação de uma amostra de 385 registros, garantindo um intervalo de confiança de 95% e margem de erro de 5%. Para a seleção, utilizou-se a Amostragem Estratificada baseada na proporção de rótulos preditos, método considerado mais robusto que a amostragem aleatória simples para fins de auditoria [Lohr 2021]. Em seguida, a amostra dos 385 itens foi avaliada por três anotadores humanos, considerando o voto majoritário entre eles para estabelecer um consenso. Dado que não era viável aplicar modelos maiores e mais caros (i.e., GPT-4.1 e GPT-5-mini) no conjunto completo, optou-se por avaliá-los nessa amostra, o que oferece uma evidência razoável de como teria sido o desempenho deles nos dados totais.

Observa-se que, de forma geral, os classificadores apresentaram um grau de concordância razoável uns com os outros, com o GPT-4o-mini e o GPT-4.1 apresentando

¹<https://developers.google.com/youtube/v3>

²<https://developers.openai.com/api/docs/models/gpt-4o-mini>

³Os *prompts* exatos, roteiros de código e dados coletados estão disponíveis no seguinte repositório: https://github.com/thaleshq/youtube_vaccine_analysis

Tabela 1. Coeficiente kappa de Cohen entre diferentes classificadores.

	GPT-4o-mini	GPT-4.1	GPT-5-mini	Humanos
GPT-4o-mini	–	0,677	0,609	0,697
GPT-4.1	0,677	–	0,89	0,697
GPT-5-mini	0,609	0,89	–	0,67
Humanos	0,697	0,697	0,67	–

melhores resultados. Em particular, o coeficiente kappa de Cohen entre o voto majoritário dos anotadores humanos e o GPT-4o-mini foi de 0,697. Isso confirma que esse modelo tem um desempenho substancial para essa tarefa, segundo a escala proposta por [Landis and Koch 1977].

Após a fase de pré-processamento e filtragem, o conjunto de dados foi consolidado em 14.970 vídeos e 237.678 comentários, conforme a Tabela 2.

Tabela 2. Sumarização do conjunto de dados.

Etapa da coleta	Nº de vídeos	Nº de comentários
Coleta inicial	21.183	351.039
Após remoção	14.970	237.678

3.3. Análise Exploratória dos Dados

Tendo-se o conjunto filtrado, a partir da extração de metadados, foi realizado o cálculo de métricas descritivas a fim de caracterizar o volume e as proporções de engajamento do material coletado, conforme sumarizado na Tabela 3.

Tabela 3. Análise exploratória dos vídeos relevantes (C.V. = Coef. de Variação).

Métrica	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.V.
Visualizações	23.881,11	140,00	539.887,26	22,61
Curtidas	555,67	5,00	13.195,98	23,75
Comentários	16,86	0,00	220,62	13,08
Duração (s)	386,49	115,00	1169,78	3,03

Para compreender a dinâmica de participação dos usuários nos comentários e a distribuição das interações, modelou-se então o volume de comentários por usuário. Para isso, foi utilizada a Função de Distribuição Acumulada (CDF) associada a projeções em escala logarítmica. Esse passo permite identificar a assimetria do engajamento e verificar a presença de padrões de cauda longa na rede.

Adicionalmente, foram aplicadas algumas técnicas de PLN voltadas à extração de *hashtags* e frequências de termos. A geração de nuvens de palavras (*word clouds*) foi implementada como uma etapa exploratória visual, visando mapear os grupos de termos mais proeminentes no discurso da audiência (comentários).

No que se refere à resposta da QP1 sobre a identificação de temas e narrativas, adotou-se a arquitetura de modelagem neural de tópicos com o BERTopic [Grootendorst 2022]. Foram executadas múltiplas iterações do modelo, submetendo a ajustes de hiperparâmetros críticos, particularmente o número de vizinhos na etapa de redução de dimensionalidade (UMAP) [McInnes et al. 2018] e o tamanho mínimo de agrupamento

(HDBSCAN) [McInnes et al. 2017]. Esse refinamento teve como objetivo otimizar a coerência espacial, evitando a fragmentação excessiva de temas correlatos e também a mistura de assuntos divergentes em *clusters* mais genéricos.

3.4. Detecção de Posicionamento da Audiência

Para responder à QP2, referente ao posicionamento do público, a metodologia foi estruturada em três etapas. Inicialmente, os comentários que tratavam explicitamente do tema foram selecionados. Para tal, aplicou-se um filtro baseado nos radicais *vacin** (abrangendo variações como *vacina*, *vacinação*, *vacinado* e outras grafias como *vAcina* e *vachina*) e *imunizar*, resultando num subconjunto de 48.209 mensagens.

Na sequência, procedeu-se à classificação automática de todo o subconjunto por meio do modelo GPT-4o-mini, instruído via *prompt* a categorizar cada comentário em uma das três classes mutuamente exclusivas: *Favorável* (*Positivo* na notação original), *Contrário* (*Negativo*) ou *Neutro*. Nessa etapa, não foi possível aplicar outros modelos com custos maiores devido à limitação de recursos.

Com base na distribuição de classes produzida pelo modelo, foi então realizada uma amostragem estratificada de 500 comentários, preservando as proporções observadas em cada categoria. Essa amostra foi submetida à avaliação independente por três anotadores humanos, que classificaram os comentários segundo o mesmo esquema categórico. O rótulo final (*ground truth*) foi definido por maioria simples entre os avaliadores. Em 12 instâncias, verificou-se discordância total (cada anotador atribuiu uma classe distinta); tais casos foram rotulados como inconclusivos e excluídos das análises subsequentes.

A concordância entre as classificações humanas e as predições do modelo foi avaliada por meio do coeficiente kappa de Cohen, resultando num valor de 0,56, o que indica concordância moderada. Apesar dessa limitação, os padrões agregados observados permanecem consistentes, sendo suficientes para sustentar as conclusões do estudo. A Tabela 4 apresenta a matriz de confusão entre as classificações humanas (linhas) e as predições do modelo (colunas). Observa-se que o modelo apresenta elevado desempenho na identificação de comentários contrários (187 classificações corretas), mas tende a classificar comentários neutros como contrários (69 casos), indicando um viés em direção à classe negativa. Além disso, há confusões relevantes entre as classes favorável e neutro, o que sugere limitações na distinção de posicionamentos menos polarizados.

Tabela 4. Matriz de confusão – Classificação manual (lin.) vs. automática (col.).

Humanos	Modelo		
	Favorável	Contrário	Neutro
Favorável	72 (57.6%)	33 (26.4%)	20 (16.0%)
Contrário	0 (0.0%)	187 (94.9%)	10 (5.1%)
Neutro	4 (2.4%)	69 (41.6%)	93 (56.0%)

Esse desenho metodológico permite responder diretamente às questões de pesquisa, sendo a modelagem de tópicos utilizada para caracterizar as narrativas (QP1) e a detecção de posicionamento empregada para analisar a recepção da audiência (QP2).

4. Resultados

A análise das métricas de interação nos vídeos revela uma grande discrepância na distribuição do engajamento, com apenas uma minoria tendo quantidade significativa de

visualizações, curtidas e comentários, conforme a Figura 2. Isso é reforçado pelos percentis superiores da distribuição, sendo que 90% dos vídeos atingiram aproximadamente no máximo 4.293 visualizações, 153 curtidas e 9 comentários, indicando que apenas uma pequena fração dos vídeos concentra níveis mais elevados de interação. Esse padrão também é refletido no distanciamento entre valores de média e mediana, sendo explicitado pelos altos valores de desvio padrão. Esse padrão indica que a visibilidade e o engajamento estão concentrados em um subconjunto reduzido de conteúdos, o que pode influenciar quais narrativas ganham maior alcance na plataforma.

Um fenômeno análogo de concentração desigual também foi identificado em relação às interações dos usuários. A Figura 3 ilustra essa disparidade através da função de distribuição acumulada. Os dados indicam que a base de usuários é predominantemente passiva: 90% realizaram até dois comentários, enquanto 99% contribuíram com até oito.

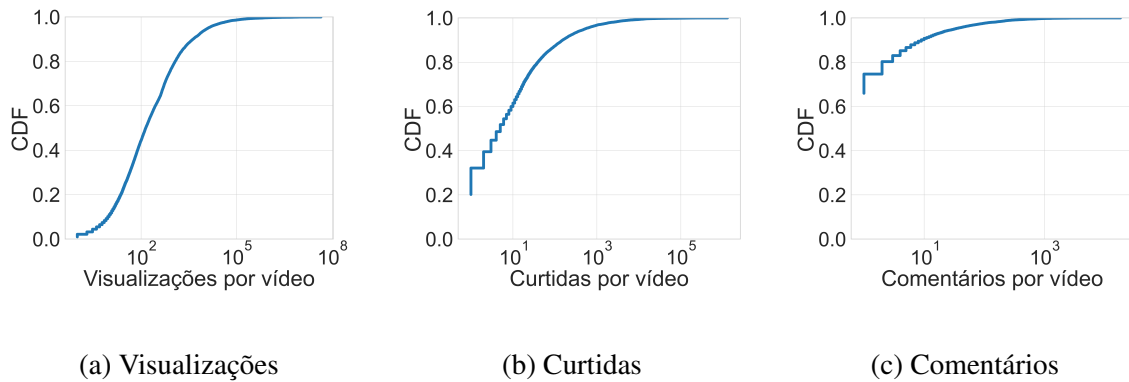


Figura 2. Funções de distribuição acumulada (CDF) - Engajamento dos vídeos.

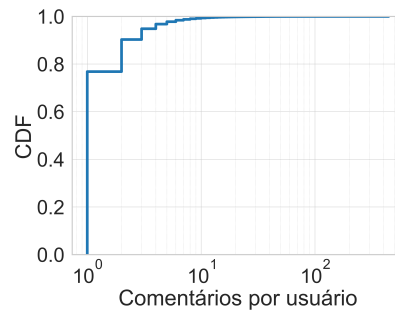


Figura 3. CDF do # de comentários por usuário.

A análise dos links compartilhados nos comentários, presente na Tabela 5, revela baixa incidência de URLs em relação ao total de interações. Esse padrão sugere que a participação da audiência ocorre predominantemente por meio de manifestações discursivas diretas — como opiniões, relatos pessoais e posicionamentos — em vez da redistribuição de conteúdo externo. Ademais, isso pode indicar que o YouTube funciona mais como um espaço de interpretação e debate do que de curadoria de informações, reforçando o caráter discursivo e reativo da audiência, em linha com a predominância de narrativas polarizadas e emocionalmente carregadas nos comentários. Isso representa um contraste com outras plataformas digitais, como o X/Twitter, WhatsApp ou Facebook, nas quais há um grande compartilhamento de fontes externas.

Tabela 6. Tópicos gerados pelo BERTopic a partir dos comentários.

Quant.	Rótulo	Palavras-Chave
141018	0_deus_vai_bolsonaro_parabéns	deus, vai, bolsonaro, parabéns, tudo, bem, nada, todos, tomei, pessoas
48303	1_vacina_vacinas_covid_tomar	vacina, vacinas, covid, tomar, tomei, anos, pessoas, vírus, tomar vacina, nunca
9740	2_brasil_brasileiro_brasileiros_- povo	brasil, brasileiro, brasileiros, povo, presidente, bolsonaro, vacina, brasileira, lula, povo brasileiro
3910	3_vídeo_vídeos_video_youtube	vídeo, vídeos, video, youtube, amo, canal, parabéns, bom, vídeos, amo vídeos
2863	4_dengue_vacina dengue_vacina_- mosquito	dengue, vacina dengue, vacina, mosquito, contra dengue, covid, contra, governo, mosquitos, vacinas
753	5_herpes_zoster_herpes zoster_va- cina	herpes, zoster, herpes zoster, vacina, contra herpes, vacina contra, plano nacional, nacional imunizações, imunizações, pressionar
668	6_pandemia_carnaval_durante pan- demia_durante	pandemia, carnaval, durante pandemia, durante, covid, pessoas, mortes, antes pandemia, época pandemia, época
433	7_baleia_cartão_cartão vacina_ba- leias	baleia, cartão, cartão vacina, baleias, golpe, bolsonaro, importação, vacina, importação baleia, joias
393	8_autismo_autista_autistas_vaci- nas	autismo, autista, autistas, vacinas, crianças, anos, diagnóstico, filho, causa, aumento
250	11_macaco_macacos_tailândia_- mordida	macaco, macacos, tailândia, mordida, ver, mico, raiva, zebra, mordam, ver macaco

Tabela 7. Exemplos de comentários dos tópicos.

ID do Tópico	Exemplo
0	Ninguém deve ser obrigada a nada, deixem as pessoas escolherem se querem ou não
1	Mesmo sem terem terminados todos os testes de efeitos colaterais, isso não é vacina.
2	pq estão perseguindo as crianças brasileiras? Não da mais pra ter filho nesse Bostil
3	Meu filho tem 11 anos... É obrigatório também??? Pois ele fala no vídeo que é obrigatório até 6 anos
4	O bom é que onde moro não tem surto de dengue então vai demorar uns 20 anos até chegar aqui
5	Queremos vacina pra herpes zoster.
6	É isso aí, próxima pandemia vem dos EUA. kkkkk
7	Dr, a baleia é grande, o certo é: o propósito é um só, dizimar a população.
8	Agora mesmo que os casos de autismo aumentam. Só observem
11	Na verdade, é a parte estúpida da população que tem de pedir desculpas à minoria inteligente. Foram eles que se comportaram como macacos amestrados.

riamente em comunicação institucional, campanhas de saúde pública e informações sobre vacinas específicas. Essa diferença reforça o desacoplamento estrutural entre produção de conteúdo e recepção da audiência.

A comparação entre os tópicos extraídos dos títulos dos vídeos e dos comentários revela um contraste marcante entre a produção de conteúdo e a reação da audiência. Enquanto os títulos dos vídeos indicam que os tópicos são, em sua maioria, informativos (campanhas de vacinação, conteúdo técnico, avanços científicos, etc.), os comentários apresentam forte polarização política e emoções negativas persistentes. A audiência tende a deslocar o debate para disputas ideológicas, teorias conspiratórias, desinformação e críticas à obrigatoriedade. Mesmo num cenário pós-pandemia, as dúvidas, medos e desconfianças em relação às vacinas continuam persistentes. Isso indica que, embora os produtores de conteúdo do YouTube, de forma geral, priorizem informações úteis, a recepção do público continua moldada por ideologias e experiências pessoais, indicando um desafio na comunicação sobre saúde pública baseada em evidências.

Esse contraste entre a natureza informativa dos vídeos e a polarização dos comentários fornece evidência direta do desacoplamento estrutural entre produção de conteúdo e recepção da audiência, conforme proposto neste trabalho. É importante destacar que esses resultados devem ser interpretados como correlacionais, e não causais. Embora o padrão observado seja consistente com a hipótese de que os usuários reinterpretem conteúdos informativos a partir de lentes ideológicas e experiências pessoais, não é possível descar-

Tabela 8. Tópicos gerados pelo BERTopic a partir dos títulos.

Quant.	Rótulo	Palavras-Chave
6163	0_vacinas_vacinação_vacina_covid	vacinas, vacinação, vacina, covid, contra covid, saúde, dia, contra, tomar, importância
1958	1_crianças_vacina_bebê_vacinação	crianças, vacina, bebê, vacinação, meses, infantil, escolas, maternidade, vacinas, vacina meses
1617	2_gripe_contra_gripe_vacinação_contra_contra	gripe, contra gripe, vacinação contra, contra, vacinação, influenza, vacina gripe, contra influenza, campanha, vacina
1596	3_dengue_contra_dengue_contra_vacina_dengue	dengue, contra dengue, contra, vacina dengue, vacina contra, vacina, vacinação contra, vacinação, vacinas contra, saúde
556	4_hpv_contra_hpv_vacina_hpv_contra	hpv, contra hpv, vacina hpv, contra, vacina, vacinação contra, vacina contra, câncer, vacinação, hpv vacina
529	5_brasil_vacinas_hiv_vacinação	brasil, vacinas, hiv, vacinação, vacinação brasil, vacina, vacinas brasil, covid, contra, vacina brasil
378	6_poliomielite_contra_poliomielite_pólio_vacinação_contra	poliomielite, contra poliomielite, pólio, vacinação contra, contra, contra pólio, vacinação, injetável, campanha, campanha vacinação
244	7_bolsonaro_cartão_cartão_vacina_fraude	bolsonaro, cartão, cartão vacina, fraude, fraude cartão, vacina bolsonaro, pgr, cartão vacinação, cartões, investigação
241	8_shorts_vacina_shorts_vacina_vídeo	shorts, vacina shorts, vacina, vídeo, shorts vacina, tomar, tomar vacina, vacinas, youtubeshorts, medo
203	9_bronquiolite_contra_bronquiolite_vacina_bronquiolite_vírus	bronquiolite, contra bronquiolite, vacina bronquiolite, vírus, vacina contra, sincicial, vírus sincicial, sincicial respiratório, respiratório, vacina
169	10_câncer_contra_câncer_vacina_contra_contra	câncer, contra câncer, vacina contra, contra, vacina, rússia, próstata, pele, câncer pele, câncer próstata
158	11_herpes_rotavírus_herpes_zoster_zoster	herpes, rotavírus, herpes zoster, zoster, vacina rotavírus, parte, herpeszóster, enfermagemconcurso, vacina, parte vacina
148	12_meningite_contra_meningite_acwy_meningocócica	meningite, contra meningite, acwy, meningocócica, contra, vacina meningocócica, vacina, meningo, amplia, vacina meningite
139	13_autismo_causam_autismo_causam_vacinas_causam	autismo, causam autismo, causam, vacinas causam, vacinas autismo, autismo vacinas, vacinas, paracetamol, autismo vacina, trump
134	14_enfermagem_bcg_vacina_bcg_parte	enfermagem, bcg, vacina bcg, parte, questões, vacina, parte vacina, concurso, enfermeiraconcurseira, concursoenfermagem
133	15_amarela_febre_amarela_febre_contra_febre	amarela, febre amarela, febre, contra febre, vacinação contra, vacinação, vacina febre, contra, internacional, certificado

tar explicações alternativas, como a auto-seleção da audiência, vieses nos mecanismos de recomendação da plataforma ou níveis prévios de polarização entre os usuários.

4.2. Detecção de Posicionamento

Os resultados com o conjunto completo de comentários mencionando vacina ou imunização estão apresentados na Figura 5. Embora a validação indique concordância moderada entre o modelo e os anotadores humanos ($Kappa = 0,56$), os padrões agregados permanecem informativos. De fato, apesar da concordância moderada, as diferenças observadas em nível agregado são suficientemente expressivas para sustentar as conclusões. Mesmo considerando possíveis erros de classificação, a diferença entre as opiniões contrárias e favoráveis indica a predominância robusta de discursos negativos na audiência.

A matriz de confusão revela que os principais erros concentram-se na distinção entre conteúdos neutros e contrários, com tendência do modelo a classificar casos ambíguos como negativos. Ainda assim, mesmo considerando possíveis superestimações da classe contrária, a diferença observada entre as categorias permanece expressiva: cerca de 59% dos comentários são contrários, frente a 25% neutros e 15% favoráveis. Isso indica que o posicionamento contrário não é um efeito marginal, mas um padrão estruturalmente dominante no engajamento da audiência.

4.3. Limitações

A análise considera apenas conteúdos públicos do YouTube, o que pode gerar viés de sobrevivência, pois não é possível coletar materiais efêmeros ou removidos pela plataforma,

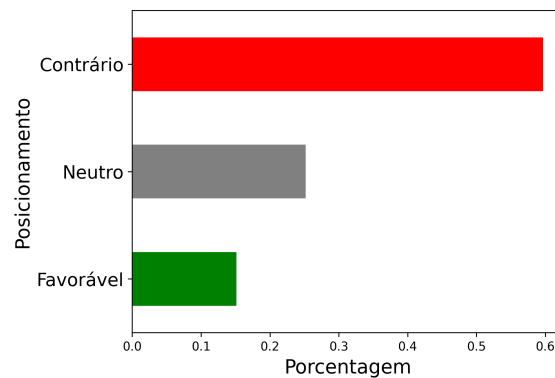


Figura 5. Distribuição do posicionamento dos comentários sobre a vacinação.

possivelmente sub-representando discursos mais extremos. Ademais, o LLM teve concordância moderada na detecção de posicionamento, indicando imprecisões. A interpretação qualitativa dos tópicos também envolveu análise manual, criando uma certa subjetividade. Ainda assim, essas limitações não invalidam os resultados, que se mostram informativos, ao mesmo tempo em que indicam oportunidades para estudos futuros mais amplos.

5. Conclusão

Este estudo analisa o ecossistema brasileiro de vídeos e comentários sobre vacinação no YouTube no período pós-pandêmico, evidenciando um descompasso consistente entre produção de conteúdo e recepção da audiência. Enquanto os vídeos apresentam caráter predominantemente informativo e alinhado a evidências, os comentários revelam um discurso mais fragmentado, politizado e marcado por desconfiança.

Os resultados indicam uma predominância estrutural de posicionamentos contrários à vacinação, mesmo na ausência de desinformação explícita nos vídeos. Esse padrão sugere que a audiência não apenas consome o conteúdo, mas o reinterpreta à luz de experiências pessoais, crenças e narrativas ideológicas, em um processo majoritariamente orgânico, marcado por relatos pessoais e expressões emocionais. Esse comportamento difere de dinâmicas de disseminação coordenada observadas em outras plataformas e aponta para a atuação de fatores sociais e cognitivos mais complexos na formação do posicionamento da audiência. De forma mais ampla, os resultados sugerem que a exposição a conteúdos informativos não implica necessariamente concordância, evidenciando uma lacuna crítica entre disseminação de informação e persuasão em plataformas digitais. Nesse sentido, estratégias de enfrentamento à desinformação devem ir além da moderação de conteúdo, incorporando abordagens comunicacionais mais eficazes e sensíveis à dinâmica interpretativa da audiência.

Como trabalhos futuros, propõe-se expandir a análise para outros temas de saúde pública, bem como aprofundar a investigação das dinâmicas causais que conectam conteúdo, engajamento e posicionamento da audiência. Adicionalmente, recomenda-se explorar abordagens metodológicas que integrem técnicas quantitativas e qualitativas, a fim de melhor compreender os processos que influenciam a formação de opiniões.

Agradecimentos

CI-IA Saúde/FAPESP, FAPEMIG, UNIMED Belo Horizonte, CNPq e INCT-TILDIAR.

Referências

- Luiz Arroyo, Antônio Carlos Ramos, Mellina Yamamura, Teresinha Weiller, Juliane Crispim, Denisse Cartagena-Ramos, Miguel Fuentealba-Torres, Danielle Santos, Pedro Palla, and Ricardo Arcêncio. Áreas com queda da cobertura vacinal para BCG, poliomielite e tríplice viral no Brasil (2006-2016): mapas da heterogeneidade regional. *Cadernos de saúde pública*, 36:e00015619, 2020.
- I. J. Borges do Nascimento, A. B. Pizarro, J. M. Almeida, N. Azzopardi-Muscat, M. A. Gonçalves, M. Björklund, and D. Novillo-Ortiz. Infodemics and health misinformation: a systematic review of reviews. *Bulletin of the World Health Organization*, 100(9):544–561, 2022.
- Eleonora de Magalhães Carvalho, Marcelo Alves do Santos Junior, Luiz Felipe Fernandes Neves, Thaiany Moreira de Oliveira, Luisa Massarani, and Marília Sá Carvalho. Vacinas e redes sociais: o debate em torno das vacinas no instagram e facebook durante a pandemia de covid-19 (2020-2021). *Cadernos de Saúde Pública*, 38(11):e00054722, 2022.
- Athus Cavalini, Thamyra Donadia, Fabio Malini, and Giovanni Comarella. Detecting misinformation on telegram anti-vaccine communities. In *Anais do XXXIX Simpósio Brasileiro de Bancos de Dados*, pages 729–735, 2024.
- Edson Fernando D’Almonte, Egberto Lima Siqueira, George de Araújo, et al. Vacinas e desinformação: uma análise de conteúdo sobre fake news apuradas por plataformas de debunking em redes sociais. *Reciis*, 17(3), 2023.
- Shreya Ghosh and Prasenjit Mitra. Tweeted fact vs fiction: Identifying vaccine misinformation and analyzing dissent. In *Proc. of the IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining*, page 136–143, 2024.
- Adriane Aguiar Gontijo, Ana Luiza Vaz Carvalho, Giovanna Calassa da Silva, Isabela Pires Esteves, Lara Marques Barreto Meneses, and Luciana Vieira Queiroz Labre. O impacto da pandemia da covid-19 na cobertura vacinal infantil brasileira. *Research, Society and Development*, 13(7):e10813746394–e10813746394, 2024.
- Maarten Grootendorst. Bertopic: Neural topic modeling with a class-based tf-idf procedure, 2022. URL <https://arxiv.org/abs/2203.05794>.
- Jongin Kim, Byeol Rhee Bak, Aditya Agrawal, Jiayi Wu, Veronika Wirtz, Traci Hong, and Derry Wijaya. COVID-19 vaccine misinformation in middle income countries. In *Proc. of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pages 3903–3915, 2023.
- J Richard Landis and Gary G Koch. The measurement of observer agreement for categorical data. *biometrics*, pages 159–174, 1977.
- Sharon L Lohr. *Sampling: design and analysis*. Chapman and Hall/CRC, 2021.
- Larissa Malagoli, Júlia Stancioli, Carlos HG Ferreira, Marisa Vasconcelos, Ana Paula Couto da Silva, and Jussara Almeida. Caracterização do debate no twitter sobre a vacinação contra a covid-19 no brasil. In *Brazilian Workshop on Social Network Analysis and Mining (BraSNAM)*, pages 55–66, 2021.
- Leland McInnes, John Healy, Steve Astels, et al. hdbscan: Hierarchical density based clustering. *J. Open Source Softw.*, 2(11):205, 2017.
- Leland McInnes, John Healy, Nathaniel Saul, and Lukas Grossberger. Umap: Uniform manifold approximation and projection. *The Journal of Open Source Software*, 3(29): 861, 2018.

- Yelena Mejova and Michele Tizzani. Vaccine hesitancy on youtube: A competition between health and politics. In *2025 10th International Digital Public Health Conference (DPH)*, pages 1–8, 2025. doi: 10.1109/DPH66411.2025.11198076.
- Gabriel Oliveira, Beatriz Paiva, Ana Silva, and Mirella Moro. Caracterizando a difusão de desinformação sobre a vacina coronavac no brasil. In *Anais do XI Brazilian Workshop on Social Network Analysis and Mining*, pages 204–215, 2022.
- Geovana S. de Oliveira, Ana P. C. Silva, Fabricio Murai, and Carlos H. G. Ferreira. Who shapes brazil’s vaccine debate? semi-supervised modeling of stance and polarization in youtube’s media ecosystem. In *Proc. of the ACM Web Science Conference (WebSci)*, pages 1–12, 2026.
- OpenAI. Gpt-4o mini: advancing cost-efficient intelligence. <https://openai.com/index/gpt-4o-mini-advancing-cost-efficient-intelligence/>, July 2024.
- Flavia Pennisi, Cristina Genovese, and Vincenza Gianfredi. Lessons from the covid-19 pandemic: Promoting vaccination and public health resilience, a narrative review. *Vaccines*, 12(8), 2024.
- Francesco Pierri, Matthew R DeVerna, Kai-Cheng Yang, David Axelrod, John Bryden, and Filippo Menczer. One year of covid-19 vaccine misinformation on twitter: Longitudinal study. *J Med Internet Res*, 25:e42227, 2023.
- Ana Carolina Lima da Conceição Ramos, Beatriz de Almeida Barreto Pacheco, Jennifer Emily Anunciação Sousa, Jessica Dias Petrilli, and Gustavo Nunes de Oliveira Costa. Cobertura vacinal e o movimento antivacina: o impacto na saúde pública no brasil. *Revista Baiana de Saúde Pública*, 47(1):210–226, 2023.
- Jônatas H dos Santos, Julio C. S. Reis, Philippe Melo, João FH Olivetti, Thales H Silva, Matheus Gontijo Guimaraes, Glaucio de Souza, Marcos A Gonçalves, Fabricio Benevenuto, Filipe BB Zanovello, et al. Whatsapp vaccine discourse (whavax): An expert-annotated dataset and benchmark for health misinformation detection. *Proc. of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, 2026.
- Jônatas Santos, Julio C. S. Reis, Philippe Melo, João Olivetti, Thales Silva, Matheus Guimaraes, Glaucio Souza, Marco Rodrigues, Marcos Goncalves, Fabricio Benevenuto, and Cristiano Lima. Caracterização da (des)informação das narrativas sobre vacinação em grupos públicos no whatsapp no brasil. In *Proc. of the Brazilian Symposium on Multimedia and the Web*, pages 121–130, 2025.
- Sarah Schmidt, Brian Thoms, Evren Eryilmaz, and Jason Isaacs. Classifying vaccine misinformation in online social media videos using natural language processing and machine learning. In *Hawaii International Conference on System Sciences*, 2024.
- Karishma Sharma, Yizhou Zhang, and Yan Liu. Covid-19 vaccine misinformation campaigns and social media narratives. *Proc. of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, 16(1):920–931, 2022.
- Renato Moraes Silva, Hazem Amamou, Lucca Baptista Silva Ferraz, Fabio Kauê Araujo da Silva, and Anderson Raymundo Avila. Fake news detection in portuguese under large language model-generated content. *Journal of the Brazilian Computer Society*, 31(1):1149–1166, 2025.
- World Health Organization. Call for action: managing the infodemic. <https://www.who.int/news/item/11-12-2020-call-for-action-managing-the-infodemic>, 2020. Online. Acesso em: 10 mar. 2026.