

A sala ao lado: um censo do Rumble e os efeitos de seu bloqueio no Brasil

Vitor Mafra
vitor.mafra@dcc.ufmg.br
Universidade Federal de Minas Gerais
Belo Horizonte, Brasil

Filipe Nunes Ribeiro
filipe.ribeiro@ufop.edu.br
Universidade Federal de Ouro Preto
João Monlevade, Brasil

Fabício Benevenuto
fabricao@dcc.ufmg.br
Universidade Federal de Minas Gerais
Belo Horizonte, Brasil

ABSTRACT

We present a near-complete census of Rumble, a video platform known for permissive content moderation. Exhaustively enumerating its content categories, we assemble a dataset of 17.5 million videos accumulating 91.2 billion views, nearly 393 thousand channels, and around 40 million toxicity-scored comments. Over the past five years, Rumble shifted from hosting viral clips to serving as a vehicle for political commentary, with an audience heavily concentrated in a few channels whose top is dominated by US right-wing creators deplatformed elsewhere. Hostility follows this profile, with 12.6% of comments classified as toxic and concentrated in political discussion. When we compare the same creators across six prominent political channels present on both platforms, comments are more toxic on Rumble in 81% of paired videos ($d_z = 0.87$), with no corresponding gain in thematic diversity. We then examine the platform's Brazilian community, a refuge for creators blocked on mainstream services, and the 2025 judicial block of Rumble by Brazil's Supreme Court, which sharply reduced the community's activity, with no recovery even after access was briefly restored.

KEYWORDS

Rumble, alternative platforms, deplatforming, toxicity

1 INTRODUÇÃO

A moderação de conteúdo tornou-se um dos principais desafios enfrentados pelas plataformas digitais contemporâneas [15, 16]. Redes sociais e plataformas de compartilhamento de vídeos empregam mecanismos cada vez mais sofisticados para identificar e remover conteúdos considerados ofensivos, nocivos, enganosos ou incompatíveis com suas políticas internas. Embora tais práticas sejam frequentemente justificadas como necessárias para a proteção dos usuários e para a manutenção de ambientes digitais mais seguros, elas também têm sido alvo de críticas relacionadas à transparência dos processos de moderação e aos potenciais impactos sobre a liberdade de expressão [38].

Nesse contexto, plataformas alternativas têm emergido com propostas de governança distintas daquelas adotadas pelos grandes provedores de serviços digitais. Entre elas, o Rumble tem se destacado como uma das principais alternativas ao YouTube, defendendo uma abordagem com menor intervenção sobre os conteúdos

publicados e maior liberdade para criadores e usuários¹. Esse posicionamento contribuiu para o crescimento da plataforma nos últimos anos, atraindo criadores de conteúdo de diferentes perfis e ampliando sua visibilidade no debate público. Ao mesmo tempo, o Rumble esteve envolvido em diversas controvérsias relacionadas à circulação de conteúdos potencialmente problemáticos, além de disputas regulatórias que culminaram em sua suspensão no Brasil.

Apesar da crescente relevância da plataforma, ainda existe pouco conhecimento sistemático sobre suas características e dinâmicas internas. Grande parte da literatura dedicada ao estudo de plataformas de vídeo concentra-se no YouTube e em outras plataformas amplamente estabelecidas, enquanto o Rumble permanece relativamente pouco explorado pela comunidade científica. Como consequência, questões fundamentais permanecem em aberto: quais tipos de conteúdo predominam na plataforma? Como se caracteriza seu ecossistema de criadores? Como ocorre o engajamento dos usuários? E quais são as características das interações observadas em seus espaços de discussão?

Para contribuir com essa discussão, realizamos uma coleta em larga escala cobrindo aproximadamente 90% dos vídeos disponíveis no Rumble. Nossa base inclui metadados dos vídeos, informações sobre canais, categorias de conteúdo e comentários publicados pelos usuários. A partir desses dados, conduzimos uma ampla caracterização da plataforma, analisando a distribuição de conteúdo, os padrões de engajamento e a ocorrência de toxicidade nos comentários.

Além dessa caracterização, investigamos uma questão frequentemente associada ao debate sobre moderação de conteúdo: em que medida plataformas com políticas de moderação distintas apresentam diferenças nas interações entre seus usuários? Para responder a essa pergunta, identificamos canais presentes simultaneamente no Rumble e no YouTube e comparamos as discussões geradas em ambas as plataformas. Utilizando métricas de toxicidade aplicadas aos comentários dos usuários, buscamos compreender se existem diferenças significativas no comportamento das comunidades associadas aos mesmos produtores de conteúdo.

Por fim, exploramos o contexto brasileiro a partir do bloqueio do Rumble no país. Esse evento oferece uma oportunidade singular para observar como criadores brasileiros reagiram à indisponibilidade da plataforma, permitindo uma análise inicial dos impactos dessa medida sobre a atividade dos canais nacionais.

Nossos resultados revelam aspectos inéditos sobre a estrutura e o funcionamento do Rumble, evidenciam diferenças importantes entre as discussões observadas no Rumble e no YouTube e fornecem uma primeira visão sobre os efeitos do bloqueio da plataforma no contexto brasileiro. A coleta de 17,5 milhões de vídeos, que

In: Proceedings of the Brazilian Symposium on Multimedia and the Web (WebMedia'2026). Lavras/MG, Brazil. Porto Alegre: Brazilian Computer Society, 2026.
© 2026 SBC – Brazilian Computing Society.
ISSN 2966-2753

¹<https://www.rum.group/blog/rumble-proposes-an-open-source-content-moderation-policy-process-to-improve-transparency-put-creators-first>

acumulam 91,2 bilhões de visualizações, quase 393 mil canais e cerca de 40 milhões de comentários nos permite tratar a plataforma como uma população quase completa. Sobre essa base, observamos um Rumble que deixou de distribuir vídeos virais para se tornar um veículo de comentário político, com audiência muito concentrada e uma toxicidade de 12,6% dos comentários que se concentra nas discussões políticas. Ao comparar um mesmo criador nas duas plataformas, encontramos comentários mais tóxicos no Rumble em 81% dos pares de vídeos, com o conteúdo mantido constante. Por fim, analisamos o impacto do bloqueio judicial da plataforma no Brasil, observando uma redução expressiva na atividade dos usuários brasileiros que persistiu mesmo após a retomada do acesso.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Plataformas alternativas de mídia social

O crescente debate em torno da moderação de conteúdo e da governança das plataformas digitais impulsionou o surgimento de plataformas alternativas de mídia social, frequentemente posicionadas como ambientes com menor intervenção sobre os conteúdos publicados. Como consequência, essas plataformas passaram a despertar crescente interesse da comunidade científica. Nesse contexto, trabalhos de caracterização descreveram plataformas como BitChute, Gab e Parler como ambientes que se apresentam como alternativas às plataformas dominantes, frequentemente associadas a uma defesa mais ampla da liberdade de expressão. Em comum, esses estudos mostram que tais plataformas tendem a atrair comunidades politicamente homogêneas, com predominância de usuários conservadores, além de concentrarem níveis elevados de discurso de ódio, desinformação e conteúdo tóxico [2, 25, 40, 46]. Tais análises foram importantes para compreender o surgimento de plataformas alternativas, mas também evidenciam a necessidade de investigar outros ambientes que passaram a ganhar relevância nos últimos anos.

Entre essas plataformas, o Rumble ocupa uma posição de destaque. Seu crescimento recente, impulsionado pela migração de criadores de conteúdo e pelo posicionamento da plataforma em favor de uma política de moderação menos restritiva que a de plataformas tradicionais, fez com que passasse a desempenhar um papel cada vez mais relevante no ecossistema digital. Apesar disso, o Rumble permanece pouco explorado pela literatura científica. Os estudos existentes concentram-se principalmente em seu ecossistema de *podcasts*, seja para caracterizar padrões de produção de conteúdo, construir conjuntos de dados de transcrições ou investigar campanhas de desinformação e operações de informação conduzidas na plataforma [5, 6, 23]. Em geral, esses trabalhos utilizam amostras, recortes temáticos ou palavras-chave específicas, produzindo uma visão parcial da plataforma e dificultando uma compreensão abrangente de seu ecossistema.

2.2 Moderação de conteúdo e deplatforming

A crescente preocupação com desinformação, discurso de ódio e outras formas de conteúdo nocivo transformou a moderação de conteúdo em um dos principais desafios enfrentados pelas plataformas digitais. Nesse contexto, estudos têm discutido tanto os desafios técnicos da moderação em larga escala quanto suas implicações sociais e políticas, incluindo questões relacionadas a transparência, responsabilização e liberdade de expressão [15, 16, 38].

Entre as diferentes estratégias de moderação, uma linha específica de pesquisa investiga os efeitos do *deplatforming*. Estudos sobre o banimento de comunidades no Reddit, a suspensão de influenciadores no Twitter e a migração de atores extremistas para plataformas como o Telegram mostram que a remoção de usuários ou comunidades tende a reduzir significativamente seu alcance e sua atividade, embora parte da audiência migre para ambientes menos moderados [1, 9, 20, 36].

Entretanto, esses trabalhos analisam predominantemente situações em que indivíduos ou comunidades específicas são removidos de plataformas que continuam operando normalmente. Consequentemente, permanece pouco compreendido o impacto decorrente da indisponibilidade de uma plataforma inteira em determinado contexto nacional.

2.3 Toxicidade em plataformas de vídeo

A análise de interações online também motivou uma extensa literatura sobre detecção automática de discurso de ódio, linguagem tóxica e moderação de conteúdo em larga escala [13, 26]. Esses avanços possibilitaram o desenvolvimento de ferramentas capazes de quantificar diferentes formas de comportamento nocivo em ambientes digitais, tornando-se amplamente utilizados em estudos sobre comunidades online.

No contexto das plataformas de vídeo, entretanto, a maior parte das pesquisas concentra-se novamente no YouTube, investigando, por exemplo, a circulação de conteúdo conspiratório e outras formas de conteúdo potencialmente problemático [24]. No Brasil, trabalhos recentes apresentados em eventos nacionais investigaram usuários tóxicos durante as eleições de 2022, manifestações de racismo em português, comunidades *Red Pill* no YouTube brasileiro, a circulação de vídeos do YouTube em grupos políticos de WhatsApp e Telegram e a disseminação de desinformação em aplicativos de mensagens [12, 27, 31, 32, 42]. Apesar dos avanços da literatura, permanecem escassos estudos comparativos capazes de controlar simultaneamente o conteúdo publicado e o produtor de conteúdo, permitindo investigar em que medida o ambiente da plataforma influencia o comportamento dos usuários e a toxicidade das discussões.

2.4 Síntese das lacunas

Em conjunto, a literatura mostra que, embora plataformas alternativas de mídia social tenham recebido crescente atenção da comunidade científica, o Rumble permanece pouco explorado, com a plataforma quase sempre sendo estudada a partir de amostras limitadas ou recortes temáticos. Além disso, faltam tanto estudos comparativos capazes de isolar o efeito da plataforma sobre o mesmo conteúdo quanto análises da indisponibilidade de uma plataforma inteira em um país.

Este trabalho busca preencher essas lacunas por meio de uma caracterização em larga escala do Rumble, baseada em uma coleta que cobre aproximadamente 90% dos vídeos disponíveis na plataforma, complementada por uma comparação entre comentários publicados no Rumble e no YouTube para vídeos de um mesmo criador e por uma análise do comportamento de canais brasileiros diante da suspensão do serviço no país.

3 METODOLOGIA

A metodologia é organizada em cinco etapas principais. Inicialmente, descrevemos a estratégia de coleta em larga escala, que

constitui a base empírica do estudo. Em seguida, apresentamos os detalhes da mensuração da toxicidade dos comentários, a identificação de temas a partir de títulos e comentários, a definição da comunidade brasileira e, por fim, o procedimento utilizado para analisar os efeitos do bloqueio judicial no Brasil.

3.1 Coleta: cobrir todo o Rumble alcançável

Nosso objetivo foi construir uma coleta o mais próxima possível da totalidade do catálogo do Rumble. Para isso, desenvolvemos uma estratégia baseada em duas rotas complementares de enumeração. A primeira consiste na varredura sistemática das categorias da plataforma. Para cada categoria, o Rumble disponibiliza uma lista paginada contendo todos os vídeos ali publicados (`/category/<slug>?sort=date&page=N`). Percorrer integralmente essa paginação, categoria por categoria, permite enumerar de forma sistemática grande parte do catálogo disponível.

Entretanto, a paginação por categorias não é suficiente para recuperar todos os vídeos. Durante a coleta observamos que parte do conteúdo deixa de aparecer nas listagens, principalmente em regiões mais profundas das maiores categorias. Para contornar essa limitação, utilizamos uma segunda rota de coleta baseada nos próprios canais descobertos durante a varredura. Sempre que um novo canal era encontrado, passávamos a enumerar todo o seu histórico de publicações (`/c/<slug>?page=N`). Dessa forma, as duas estratégias atuam de maneira complementar: enquanto a enumeração por categorias garante ampla cobertura da plataforma, a expansão por canais recupera vídeos que não aparecem nas listagens paginadas. Para cada vídeo coletamos seus metadados e respectivos comentários. Como o acesso aos comentários passou a exigir autenticação, essa etapa foi realizada utilizando os cookies de uma conta autenticada no Rumble. Toda a coleta foi encerrada em 20 de junho de 2026, data correspondente ao vídeo mais recente considerado em todas as categorias.

A execução dessa estratégia enfrentou limitações impostas pela própria infraestrutura da plataforma. Como o estudo foi conduzido a partir do Brasil, onde o acesso ao Rumble encontra-se bloqueado por decisão judicial, todas as requisições precisaram ser encaminhas por meio de uma infraestrutura de *proxies*. Além disso, o catálogo é protegido por um *Web Application Firewall* (WAF) operado pela Cloudflare, que impõe restrições ao acesso automatizado em larga escala. Para garantir a estabilidade da coleta, adotamos uma infraestrutura de acesso compatível com essas restrições.

A principal limitação prática da coleta ocorreu nas categorias mais extensas. À medida que novas páginas são solicitadas, o tempo de resposta cresce significativamente, alcançando vários minutos por requisição nas regiões mais profundas da paginação. Em torno da página 80 mil, o WAF também passa a bloquear sistematicamente novas requisições, impondo um limite prático à enumeração completa das maiores categorias. Em contraste, a enumeração por canais não sofre dessa limitação, uma vez que o histórico individual de cada canal contém poucas páginas, permitindo recuperar seus vídeos em aproximadamente 2,5 segundos por página.

O argumento de completude se apoia na estrutura do índice de categorias do Rumble. A plataforma divide o catálogo em 49 categorias amplas, as principais categorias de navegação do Rumble, como *news*, *entertainment* e *gaming*, e mais 1.485 categorias granulares. Uma inspeção manual classificou 1.276 das 1.534 (cerca

Tabela 1: Cobertura e alcance temporal das maiores categorias (*snapshot* de 20/06/2026). A coluna “Páginas” indica a profundidade de listagem coletada. O símbolo * marca a única lacuna, a cauda profunda de *news* e *entertainment* (páginas coletadas sobre o total conhecido), atribuída ao WAF. As datas mais antigas dessas duas categorias provêm da expansão por canal, não da paginação, que parou perto da página 80 mil.

Categoria	Vídeos	Páginas	Mais antigo	Mais recente
news *	2.478.680	79.761/111.207	11/2013	06/2026
entertainment *	2.126.548	79.730/108.169	09/2014	06/2026
gaming	1.225.693	42.590	11/2013	06/2026
podcasts	1.176.314	44.090	11/2016	06/2026
viral	601.066	46.596	09/2013	06/2026
vlogs	515.618	24.205	08/2015	06/2026
sports	234.937	10.532	12/2013	06/2026
science	225.607	10.907	12/2013	06/2026

de 83%) como jogos individuais, como *Fortnite*, *Minecraft* e *Call of Duty*. Como o Rumble agrupa esses jogos sob a categoria ampla *gaming*, mantivemos a coleta no nível das 49 categorias amplas e fizemos toda a paginação sobre elas, com 47 das 49 enumeradas integralmente, cerca de 88% de todas as páginas (aproximadamente 448 mil de 509 mil).

A única lacuna está na cauda profunda das duas maiores, *news* e *entertainment*, nas quais a paginação foi interrompida por bloqueios atribuídos ao WAF em torno da página 80 mil, de cerca de 111 mil e 108 mil, respectivamente. Por causa do forte crescimento de *uploads* entre 2023 e 2025, a profundidade de 80 mil páginas dessas duas categorias alcança conteúdo mais recente (posterior a maio de 2024), e foi a expansão por canal que recuperou a cauda antiga, trazendo vídeos de *news* desde 2013 e de *entertainment* desde 2014, que a paginação nunca chegou a expor (Tabela 1). No agregado, portanto, a coleta cobre quase a totalidade dos vídeos mesmo das duas categorias truncadas. Vale notar que as análises por categoria usam a categoria primária de cada vídeo, registrada para cerca de 60% da coleta. Os demais vídeos, alcançados pela enumeração por canal, entram nas análises gerais, mas não nos recortes por categoria.

3.2 Mensuração de toxicidade

A mensuração automática de toxicidade em texto apoiou-se, durante muitos anos, na Perspective API, desenvolvida pela Jigsaw (Google), amplamente utilizada em estudos sobre moderação de conteúdo e comportamento online [21, 45]. Como o serviço encontra-se em processo de descontinuação, com encerramento previsto para dezembro de 2026 [21], optamos por utilizar o modelo de moderação da OpenAI (*omni-moderation-latest*) [26, 30].

A escolha foi motivada por três fatores principais. Primeiro, o modelo foi desenvolvido especificamente para tarefas de moderação de conteúdo e encontra-se documentado em relatório técnico com avaliação baseada em conjuntos de dados anotados por especialistas [26]. Segundo, sua capacidade multilíngue permite aplicar um único critério de toxicidade tanto aos comentários em inglês, predominantes em nossa base, quanto ao subconjunto de comentários em português. Por fim, sua infraestrutura de inferência possibilitou processar aproximadamente 40 milhões de comentários em poucos dias, tornando viável sua utilização em uma coleta dessa escala.

O modelo produz, para cada comentário, um escore contínuo entre 0 e 1 para treze categorias de conteúdo potencialmente nocivo, incluindo assédio, discurso de ódio, violência, automutilação e conteúdo sexual. Neste trabalho adotamos a definição de toxicidade consolidada pela Perspective API, segundo a qual um comentário é considerado tóxico quando é rude, desrespeitoso ou tem potencial para afastar outros participantes da discussão [21]. Como as diferentes categorias representam distintos tipos de conteúdo passível de moderação, resumimos seus escores utilizando o maior valor entre as treze categorias, tomando esse máximo como a toxicidade do comentário. Essa estratégia produz um único escore contínuo de toxicidade, sem distinguir o tipo específico de conteúdo nocivo responsável pela classificação. Consideramos tóxicos os comentários com escore igual ou superior a 0,7.

Como forma de verificar a consistência da extração automática, uma amostra balanceada de 100 comentários foi rotulada manualmente e comparada às respostas produzidas pelo modelo, resultando em um coeficiente de concordância de Cohen's $\kappa = 0,637$, indicando concordância substancial entre as anotações. A análise das discordâncias mostrou que a maior parte dos erros correspondeu a casos de toxicidade implícita, frequentemente expressa por ironias, referências culturais ou vocabulário característico de comunidades políticas específicas, especialmente do contexto norte-americano.

3.3 Comparação de toxicidade entre Rumble e YouTube

Parte da análise compara a toxicidade dos comentários de um mesmo criador no Rumble e no YouTube, comparando vídeos equivalentes publicados nas duas plataformas a fim de reduzir fatores de confusão relacionados ao conteúdo analisado. A seleção dos criadores partiu da seção *Editor Picks* do Rumble, uma curadoria mantida pela própria plataforma que reúne seus canais de maior relevância, o que torna a amostra menos arbitrária. Avaliamos os canais dessa curadoria e mantivemos os seis com comunidade de fato ativa nas duas plataformas, todos de comentário político conservador: Ben Shapiro, Dan Bongino, Steven Crowder, Russell Brand, Tucker Carlson e Tim Pool (Timcast). Os demais foram descartados por terem comunidade praticamente inativa no Rumble, como *The Hill* (0,4 comentário por vídeo no Rumble contra 550,7 no YouTube). A Tabela 3, nos resultados, reúne as estatísticas de coleta dos canais avaliados.

Para identificar o mesmo vídeo nas duas plataformas, desenvolvemos uma heurística que pontua cada par candidato do mesmo canal combinando a similaridade do título, a proximidade de duração e a proximidade da data de publicação, restando apenas os pares de alta confiança. O procedimento produziu 2.531 pares com comentários nas duas plataformas, somando 3,2 milhões de comentários. Validamos o resultado de duas formas: a inspeção manual de uma amostra aleatória não revelou falsos positivos, e a similaridade semântica entre os comentários de cada par, medida pela similaridade de cosseno entre os centroides de seus *embeddings*, tem mediana de 0,96 (média 0,95) e supera amplamente a de pares aleatórios do mesmo canal (Figura 1).

Para a comparação estatística, tratamos cada vídeo como unidade de análise. Inicialmente calculamos a toxicidade de todos os comentários individuais e, em seguida, utilizamos a toxicidade média dos comentários de cada vídeo como medida representativa da

Validação do Pareamento de Vídeos ($p < 0,001$, $d = 2.12$)

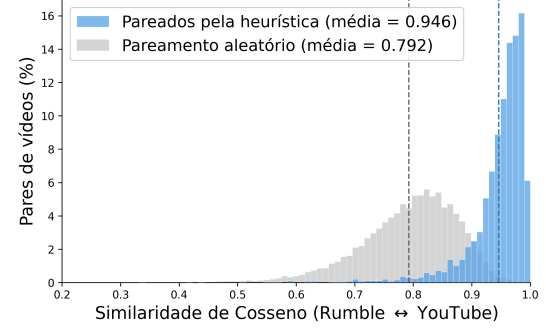


Figura 1: Validação do pareamento: distribuição da similaridade de cosseno entre os centroides de *embeddings* dos comentários, para os pares identificados pela heurística e para pares aleatórios do mesmo canal. Os pares da heurística são marcadamente mais semelhantes, o que indica que veiculam o mesmo conteúdo.

discussão associada àquele conteúdo. Para cada canal, comparamos os pares de vídeos correspondentes utilizando o teste de postos sinalizados de Wilcoxon [44], apropriado para amostras pareadas sem pressupor normalidade. Além da significância estatística, reportamos o tamanho de efeito (d_z) e a proporção de pares em que a toxicidade média observada no Rumble foi superior à observada no YouTube. Como médias calculadas sobre poucos comentários tendem a apresentar maior variabilidade, restringimos essa análise aos pares cujos vídeos possuíam pelo menos 30 comentários em cada plataforma. Após esse filtro, permaneceram 2.217 dos 2.531 pares identificados (88%), totalizando aproximadamente 2,9 milhões de comentários.

3.4 Taxonomia empírica de títulos e comentários

Para caracterizar o conteúdo da plataforma sem depender dos rótulos de categoria do Rumble, deixamos os assuntos emergirem dos próprios textos com uma abordagem de modelagem de tópicos baseada em densidade no espaço de *embeddings*, seguindo o arcabouço do BERTopic [17]: redução de dimensionalidade com UMAP [29], agrupamento por densidade com HDBSCAN [28] e descrição de cada grupo por seus termos mais distintivos, ponderados por c-TF-IDF. Diante de um corpus de dezenas de milhões de títulos e comentários, implementamos esse pipeline sobre a biblioteca cuML [34] em GPU, em vez de empregar a biblioteca BERTopic diretamente.

Aplicamos o procedimento a dois corpora complementares. Sobre os títulos dos 17,5 milhões de vídeos, ele faz emergir os grandes assuntos que circulam na plataforma; sobre os 4,96 milhões de comentários classificados como tóxicos, revela os alvos e os temas em torno dos quais a hostilidade se organiza. Em ambos os casos, representamos os textos com um modelo de *embeddings* aberto e multilíngue da família E5 [43], amplamente utilizado e compacto o suficiente para ser executado sem hardware especializado, o que mantém o procedimento gratuito e reproduzível. Como UMAP e HDBSCAN não escalam para corpora desse tamanho, descobrimos os tópicos em uma amostra estratificada e propagamos os rótulos ao corpus completo por vizinhança no espaço de *embeddings*, atribuindo um tópico a todos os documentos. Os hiperparâmetros foram

escolhidos por *coherence* (c_v) [35], o que resultou em 37 tópicos para os títulos e 46 para os comentários tóxicos. Os rótulos de cada agrupamento foram atribuídos pelo modelo de linguagem Claude Opus 4.8, a partir de seus termos-âncora c-TF-IDF e de exemplos representativos, com revisão manual dos autores.

Para as projeções 2D apresentadas nas figuras, usamos UMATO [18] em vez de UMAP ou t-SNE. A leitura visual das distâncias entre grupos exige que a projeção preserve a estrutura global, e UMAP e t-SNE distorcem sistematicamente as distâncias entre agrupamentos [19], ao passo que UMATO foi projetado para preservar tanto a estrutura local quanto a global. UMAP é empregado apenas na redução de dimensionalidade interna ao HDBSCAN.

3.5 Identificação da comunidade brasileira

Como o Rumble não disponibiliza informações sobre a localização de canais ou usuários, utilizamos a língua do conteúdo como indicador. Para cada vídeo, aplicamos o modelo fastText [22] para identificar o idioma do título e da descrição. Consideramos como pertencentes à comunidade brasileira os canais para os quais a maioria dos vídeos identificados estava em português. Esse procedimento identificou 6.811 canais, responsáveis por 266.018 vídeos. A associação entre conteúdo em português e o contexto brasileiro é reforçada pelos termos mais frequentes nos títulos desses vídeos, entre os quais *Lula*, *Brasil* e *Bolsonaro*, indicando que o conteúdo lusófono coletado é predominantemente relacionado ao contexto brasileiro. Reconhecemos, contudo, que a língua não permite distinguir, isoladamente, entre português brasileiro e português europeu.

3.6 O bloqueio do Rumble no Brasil

Diferentemente de um banimento de usuários dentro de uma plataforma, o caso brasileiro é o de uma plataforma inteira que deixa de operar no país. Já em dezembro de 2023, diante de ordens judiciais para remover contas de criadores, o Rumble preferiu desativar o acesso a partir do Brasil a cumpri-las [11]. A plataforma voltou a ficar acessível no início de 2025 e, em fevereiro daquele ano, o Supremo Tribunal Federal (STF) determinou o seu bloqueio em todo o território nacional [37]. Esse corte nítido permite comparar a comunidade brasileira antes e depois dele. Contrastamos uma janela *pré*, em 2023, quando a presença brasileira no Rumble estava plena, com uma janela *pós*, a partir de março de 2025, logo após o bloqueio. Para distinguir o efeito do bloqueio da rotatividade natural de qualquer comunidade on-line, medimos a sobrevivência dos criadores e a retenção da audiência sempre contra uma linha de base sem banimento, a transição de 2022 para 2023, condicionando a retenção ao nível de engajamento prévio de cada usuário.

3.7 Limitações

Este estudo tem limitações. Embora a coleta cubra cerca de 90% da plataforma, restrições da infraestrutura do Rumble impediram a enumeração completa das regiões mais profundas de duas categorias de grande porte. A comparação com o YouTube controla o conteúdo e o produtor, mas não elimina diferenças de composição das audiências ou dos mecanismos de recomendação, fatores que trabalhos futuros poderão isolar.

4 RESULTADOS

4.1 O Rumble em escala

O Rumble que observamos é o produto de uma transformação recente. Os *uploads* anuais cresceram de 1,3 mil em 2013 para 333

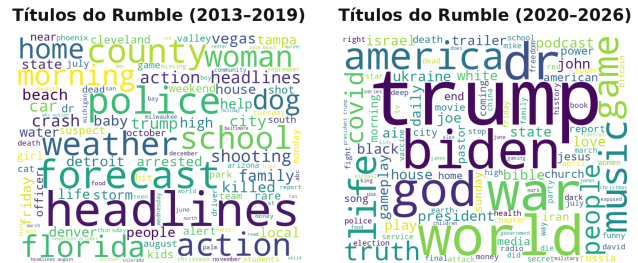


Figura 2: Nuvens de palavras dos títulos, com o tamanho de cada termo proporcional à sua frequência. À esquerda, vídeos publicados até 2019 (notícia local, clima, polícia e cotidiano); à direita, a partir de 2020 (política norte-americana e geopolítica).

mil em 2020, triplicaram para 952 mil em 2021 e alcançaram 4,94 milhões em 2025, uma expansão de cerca de quinze vezes entre 2020 e 2025. A inflexão no início de 2021 acompanha uma mudança de natureza, de uma plataforma de vídeos virais para um veículo de comentário político. O caráter viral da primeira fase é nítido entre os cem vídeos mais vistos publicados antes de 2021: mais da metade são cliques de animais e apenas um trata de política. A mesma virada aparece no léxico dos títulos. Até 2019 (Figura 2, à esquerda), eles são dominados por notícia local, clima, polícia e cenas do cotidiano (*headlines*, *weather*, *county*, *police*, *school*, *dog*, *crash*); de 2020 em diante (à direita), por política norte-americana e geopolítica (*trump*, *biden*, *war*, *israel*, *ukraine*, *president*, *god*, *podcast*).

A audiência da plataforma é fortemente concentrada. Os 0,1% maiores canais reúnem 68,3% de todas as visualizações (os 1% maiores, 98,3%; os 10% maiores, 99,9%), uma desigualdade quase total, com coeficiente de Gini de 0,997. O vídeo mediano, em contraste, recebe 35 visualizações, e o canal mediano tem três seguidores e dez vídeos. No topo dessa distribuição estão quase exclusivamente canais de comentário político da direita norte-americana, como Dan Bongino (3,6 milhões de seguidores), Donald Trump, Andrew Tate, Russell Brand, Steven Crowder e Charlie Kirk, responsáveis pela maior parte das visualizações. O Rumble opera, nesse sentido, como um meio de *broadcast* político: poucos emissores de grande alcance diante de um público que sobretudo assiste e comenta. A presença desses nomes no topo está ligada a um histórico de atrito com a moderação das redes dominantes, padrão que a literatura associa ao crescimento de plataformas alternativas [6, 40]. Dan Bongino tornou-se acionista do Rumble e levou seu *podcast* para a plataforma antes de ser banido em definitivo do YouTube em 2022 [4], e Andrew Tate chegou no mesmo ano, após ser removido das grandes redes por conteúdo de ódio [10]. Steven Crowder migrou em 2023, depois de sucessivas desmonetizações no YouTube [41], e Russell Brand fez o mesmo quando o YouTube suspendeu sua monetização naquele ano, decisão que o Rumble se recusou a acompanhar [8].

A composição temática confirma esse perfil. Agrupando os *embeddings* dos 17,5 milhões de títulos (Figura 3), a maior região do mapa é um complexo de comentário político (Trump, eleições, geopolítica envolvendo Ucrânia, Rússia e Irã, vacinas e Covid, pautas *anti-woke*), ladeado por blocos menores de estilo de vida, música, religião e *gaming*. Um agrupamento brasileiro emerge de forma não supervisionada, antecipando a comunidade que analisamos na Seção 4.3.

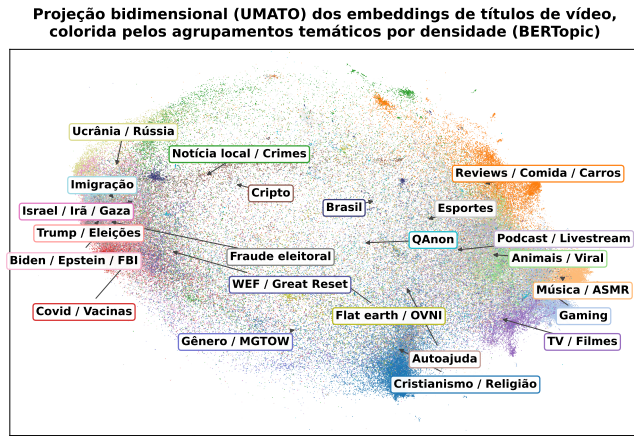


Figura 3: Projeção bidimensional (UMATO) dos *embeddings* dos títulos dos 17,5 milhões de vídeos do Rumble, colorida pelos agrupamentos temáticos obtidos por densidade (BERTopic). Os rótulos nomeiam os principais agrupamentos. Um agrupamento brasileiro (*Brasil*), o 24º maior dos 37, emerge de forma não supervisionada, antecipando a comunidade analisada na Seção 4.3.

A toxicidade dos comentários acompanha essa estrutura. No conjunto, 12,6% dos comentários são tóxicos, com predomínio da categoria *assédio*, mas a taxa varia fortemente entre categorias (Figura 4): as ligadas à política e notícia concentram a hostilidade, enquanto as de lazer, como *gaming* e *music*, ficam cerca de dez vezes abaixo. A categoria mais tóxica é *Democrat Politics* (24%) que, apesar do rótulo, reúne vídeos em que criadores republicanos criticam o Partido Democrata, e a hostilidade está nos comentários que atacam esse adversário. Por ser um nicho de oposição, a categoria é também pequena, e sua diferença em relação à menos tóxica *Republican Politics* reforça que a agressão se dirige sobretudo ao adversário político.

As categorias de maior percentual são, em boa parte, pequenas, enquanto o volume absoluto de toxicidade se concentra nas maiores (Figura 4). A categoria *news*, a maior e acima da média (15,7%), responde sozinha por cerca de 40% dos comentários tóxicos, ao passo que *gaming* e *music*, igualmente volumosas, permanecem quase limpas.

A hostilidade é, além disso, fortemente concentrada: o 1% mais ativo dos autores tóxicos responde por 43,1% de toda a toxicidade, e o autor mais prolífico acumula 13.297 comentários tóxicos. Entre os canais de grande audiência, os mais tóxicos pertencem ao ecossistema da direita norte-americana, como Black Conservative Perspective (29,9%), The Daily Caller (26,1%), Sean Hannity (25,4%) e Matt Walsh (23,0%).

Quanto ao conteúdo dessa hostilidade, agrupamos os *embeddings* dos comentários tóxicos com a modelagem de tópicos da Seção 3 e rotulamos os agrupamentos resultantes, o que revela uma taxonomia nítida (Tabela 2). O maior agrupamento reúne insultos genéricos, sem alvo identitário definido. Abaixo dele, a hostilidade se organiza sobretudo em torno de alvos de *out-group*, que respondem por cerca de 30% do volume tóxico. O antissemitismo, com referências a judeus e a Israel, é o maior desses alvos, seguido de misoginia, hostilidade a pessoas trans, racismo, anti-imigração e islamofobia. Ao lado deles, aparecem agrupamentos político-tribais

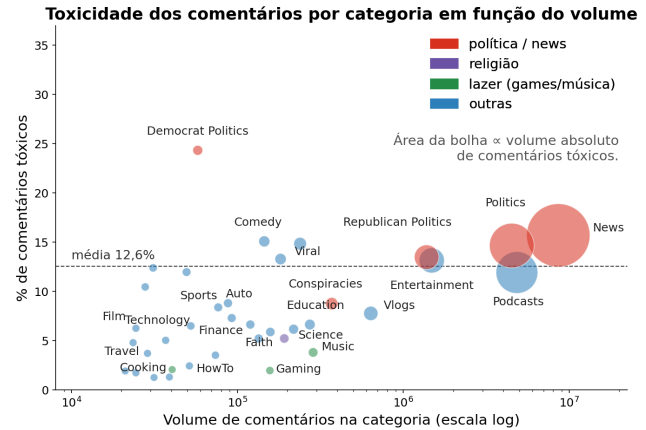


Figura 4: Toxicidade dos comentários por categoria em função do volume. O eixo horizontal mostra o volume de comentários (escala log), o vertical a proporção de comentários tóxicos, e a área de cada bolha o volume absoluto de toxicidade. As maiores taxas estão nas categorias políticas, mas comédia e viral também apresentam toxicidade elevada.

Tabela 2: Os 20 maiores agrupamentos temáticos dos comentários tóxicos ($\geq 0,7$, $N = 4,96M$) e seus termos-âncora mais distintivos

Tema	Termos-âncora	n
<i>Alvos de out-group (ódio identitário)</i>		
Antissemitismo/Israel	israel, jews, jewish, jew	442.570
Misoginia	woman, bitch, stupid, dumb	312.749
Anti-trans/LGBT	women, men, trans, woman	280.545
Racismo	black, white, blacks, racist	200.602
Anti-imigração	illegals, illegal, country, border	188.168
Islamofobia	islam, muslims, muslim, religion	47.085
<i>Político-tribal, conspiração, violência e insulto genérico</i>		
Insulto genérico	idiot, shit, stupid, ass	987.926
Insulto à esquerda	idiots, evil, stupid, left	381.304
Conflitos partidários (Dem×Rep)	trump, democrats, democrat, party	341.905
Anti-Biden	biden, joe, trump, joe biden	233.640
Geopolítica (Ucrânia/Rússia)	ukraine, russia, putin, war	174.591
Conspiração/vacina	covid, vaccine, jab, vaccines	144.415
Violência/ameaça	deport, kill, needs, death	116.323
Insulto a políticos	idiot, piece, pos, biden	102.304
Insulto a celebridades	kimmel, maher, shit, idiot	79.031
Republicanos "traidores" (RINO)	rino, mccarthy, graham, johnson	72.902
Canadá/Trudeau	canada, trudeau, canadian, Canadians	69.280
Califórnia/Newsom	california, state, newsom, newsom	51.691
QAnon/militar	trump, god, gitmo, america	50.021
Religião/católico	church, catholic, god, pope	42.381

(a “esquerda”, Biden, o embate entre democratas e republicanos) e conspiratórios (vacinas e Covid).

4.2 Rumble e YouTube: toxicidade sob moderações distintas

Os resultados anteriores caracterizam a toxicidade do Rumble, mas não permitem, por si só, separar o quanto dela vem do público da plataforma e o quanto vem de suas políticas de moderação. A comparação pareada descrita na Seção 3.3 distingue os dois fatores, ao observar o mesmo conteúdo, do mesmo criador, sob duas políticas de moderação distintas. Esses seis canais estão entre os criadores de comentário político que dominam o topo do Rumble (Seção 4.1),

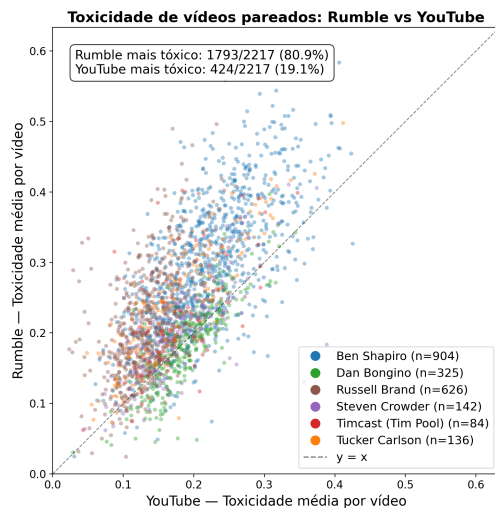


Figura 5: Toxicidade média por vídeo, Rumble × YouTube, para os 2.217 pares de vídeos com ao menos 30 comentários em cada plataforma. Cada ponto é um par, isto é, mesmo vídeo publicado em duas plataformas diferentes. A maioria situa-se acima da diagonal $y = x$, indicando comentários mais tóxicos no Rumble para o mesmo conteúdo.

e três deles, Bongino, Crowder e Brand, figuram entre os deplataformizados ali discutidos. Somados, respondem por cerca de 13% de todos os comentários da plataforma, de modo que a comparação recai sobre uma fração central do nosso corpus.

Em **81% dos pares** (1.793 de 2.217) os comentários são mais tóxicos no Rumble, com tamanho de efeito grande ($d_z = 0,87$). A Figura 5 mostra a maioria dos pontos acima da diagonal, e a Tabela 3 mostra que o padrão é consistente em cinco dos seis canais, com a única exceção em Dan Bongino, o canal de maior comunidade no Rumble. Com o conteúdo mantido fixo, a interpretação mais direta é que as políticas de moderação mais permissivas do Rumble permitem a permanência de comentários que seriam removidos no YouTube, embora diferenças na composição das audiências também possam contribuir.

Essa toxicidade adicional, porém, não corresponde a uma discussão tematicamente mais ampla. A similaridade de cosseno entre os centroides dos comentários de cada par é alta (mediana de 0,96) e muito superior à de pares aleatórios (Figura 1), o que indica que as duas plataformas discutem essencialmente o mesmo conteúdo para um mesmo vídeo. Nesse espaço semântico comum, os comentários tóxicos dispersam-se por toda a distribuição, sem se concentrar em temas próprios. Em um vídeo sobre protestos contra o ICE, por exemplo, 26,4% dos comentários do Rumble eram tóxicos contra 17,7% no YouTube. A maior permissividade do Rumble se traduz, assim, em mais hostilidade sobre os mesmos assuntos, e não em um debate mais diverso do que o do YouTube moderado.

4.3 A comunidade brasileira no Rumble

A comunidade brasileira é pequena, mas tem um perfil bem definido. Reúne 6.811 canais e 266.018 vídeos, o que faz do português o terceiro idioma mais frequente da plataforma. Aplicando aos títulos em português o mesmo procedimento de modelagem de tópicos da Seção 3, a comunidade aparece organizada sobretudo em torno da política e de pautas de atualidade. Os temas mais frequentes

Tabela 3: Canais avaliados nas duas plataformas: pares de alta confiança, total de comentários e média de comentários por vídeo no Rumble e no YouTube. Para os seis canais ativos em ambas, "R>Y" é a proporção de pares mais tóxicos no Rumble e d_z o tamanho de efeito, sobre os 2.217 pares com ao menos 30 comentários em cada plataforma.

Canal	Pares	Comentários		Coment./vídeo		R > Y	d _z
		Rumble	YouTube	Rumble	YouTube		
Canais analisados (comunidade ativa nas duas plataformas)							
Tucker Carlson	136	77.905	204.375	572,8	1.502,8	94,9%	1,60
Russell Brand	626	185.278	609.820	296,0	974,2	90,7%	1,19
Ben Shapiro	904	68.191	632.168	75,4	699,3	87,3%	1,12
Tim Pool (Timcast)	84	7.519	128.863	89,5	1.534,1	77,4%	0,68
Steven Crowder	142	136.367	168.823	960,3	1.188,9	74,6%	0,46
Dan Bongino	325	322.381	408.690	991,9	1.257,5	41,8%	-0,18
Excluídos — comunidade pouco ativa no Rumble							
Right Side Broadcasting	2.201	19.412	266.990	6,5	121,3	—	—
The Hill	2.361	1.613	1.300.228	0,4	550,7	—	—
OANN	1.720	20.192	66.443	3,7	38,6	—	—

são a política nacional (Bolsonaro, Lula, o TSE e o STF, a reforma tributária), a política e a geopolítica internacionais (Trump e Biden, os conflitos no Oriente Médio e na Ucrânia) e a pandemia e as vacinas. Ao lado deles aparecem vertentes menores de conteúdo libertário e anarcocapitalista, de manosphere e de religião, além de música, futebol e games.

Mais do que o tamanho, chama a atenção quais figuras dessa direita estão presentes. Entre os 6.811 canais não encontramos canais oficiais de nomes com grande audiência em outras redes, como Jair Bolsonaro e Nikolas Ferreira. Os canais de maior alcance pertencem, em vez disso, a criadores e veículos que perderam espaço ou foram alvo de medidas judiciais no Brasil. O maior deles é o de Monark, com cerca de 305 mil seguidores, que migrou para o Rumble depois de ser desmonetizado no YouTube em 2022, na sequência de declarações em seu *podcast* [14, 39]. O padrão se repete nos demais: Paulo Figueiredo (126 mil seguidores) teve seus canais bloqueados no Brasil por ordem do Supremo Tribunal Federal [3], e Allan dos Santos (Terça Livre, 32 mil) teve o canal removido do YouTube por decisão judicial e responde a processos como foragido no exterior [33]. Soma-se a eles a Revista Oeste, veículo de mídia digital alinhado à direita (142 mil seguidores). O Rumble brasileiro funciona, assim, sobretudo como um refúgio para criadores que foram moderados, bloqueados ou removidos das plataformas dominantes.

A toxicidade dessa comunidade é, em média, menor que a da plataforma como um todo: 4,5% de seus comentários são tóxicos, contra 12,6% no Rumble em geral. Esse número agregado, no entanto, convive com a presença clara de conteúdo extremista, organizado em torno das pautas políticas da comunidade. Cerca de 3,7 mil vídeos atacam o Supremo Tribunal Federal e o ministro Alexandre de Moraes, responsável pelo bloqueio, ou denunciam uma suposta ditadura e censura no país. Mais de uma centena contesta a integridade das urnas eletrônicas e alega fraude eleitoral, e um conjunto semelhante gravita em torno da manosphere e do *Red Pill*. Ainda que minoritário no volume total, esse é justamente o tipo de discurso que esteve na origem da saída desses criadores das plataformas dominantes.

4.4 O efeito do bloqueio do STF sobre a comunidade brasileira

O bloqueio judicial oferece a oportunidade de observar o que acontece com uma comunidade inteira quando a plataforma que a abriga

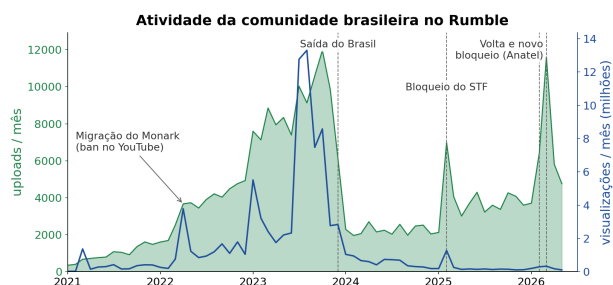


Figura 6: Atividade da comunidade brasileira no Rumble: uploads por mês (produção dos criadores) e visualizações por mês (alcance da audiência), com os marcos da saída e dos bloqueios assinalados. A recuperação dos uploads a cada reabertura não é acompanhada pela recuperação da audiência. se torna indisponível. No caso brasileiro, essa indisponibilidade não foi um evento único: o Rumble deixou o país por iniciativa própria no fim de 2023 [11], foi formalmente bloqueado pelo STF em fevereiro de 2025 [37] e, ao voltar a ficar acessível no início de 2026 contornando o bloqueio, foi novamente barrado pela Anatel [7]. A Figura 6 acompanha a atividade da comunidade ao longo desse arco e separa duas dimensões que costumam andar juntas: o volume de uploads, que mede a produção dos criadores, e o de visualizações, que mede o alcance da audiência. Os uploads crescem de forma sustentada até 2023, recuam quando o Rumble deixa o Brasil e voltam a subir a cada reabertura. As visualizações, ao contrário, despencam após a saída e permanecem em um patamar baixo mesmo quando os uploads se recuperam. Do lado dos criadores, a comunidade pós-bloqueio é, em grande parte, nova. Dos 1.295 canais ativos em 2023, cerca de 30% continuaram publicando depois do bloqueio, e em torno de 90% dos canais ativos no período seguinte não existiam antes dele. O bloqueio atingiu até os criadores mais estabelecidos. Os canais mais prolíficos são os mais estáveis da plataforma e, numa transição sem bloqueio, permanecem ativos de um ano para o outro em 93,5% dos casos. Depois do bloqueio, porém, apenas 41,3% continuaram publicando, de modo que mais da metade desses criadores assíduos deixou a plataforma.

O mesmo padrão aparece de forma ainda mais acentuada na audiência, e é nela que o desenho com linha de base sem banimento se mostra mais informativo. Comparada à transição de 2022 para 2023, na qual não houve bloqueio, a retenção dos comentadores cai em todos os níveis de engajamento, e a queda é maior entre os mais engajados. Os comentadores fiéis, com vinte ou mais comentários no ano de origem, retornam em 57,9% num ano normal e em apenas 7,5% através do bloqueio; entre os recorrentes, com cinco ou mais comentários, a retenção cai de 36,1% para 3,4%, uma redução de 10,7 vezes. A perda concentrou-se, assim, no público que em condições normais mais retorna.

A toxicidade média dos comentários da comunidade também recuou após o bloqueio, de 12,8% para 5,3%. Os dados disponíveis, porém, não permitem afirmar a que se deve essa redução: o corpus de comentários posterior ao bloqueio é reduzido e a composição do público se altera com a saída e a chegada de usuários, o que impede distinguir uma eventual mudança de comportamento de uma mudança na própria comunidade.

Em conjunto, esses resultados indicam que o bloqueio teve efeito expressivo sobre a presença brasileira no Rumble. A recuperação

parcial dos uploads a cada reabertura não foi acompanhada pela recuperação da audiência, e a retenção de criadores e comentadores ficou muito abaixo da observada em uma transição sem bloqueio, com a maior redução concentrada nos usuários mais engajados. O bloqueio reduziu de forma substancial a atividade da comunidade brasileira na plataforma.

5 CONCLUSÃO

Este trabalho apresentou, até onde temos conhecimento, a primeira caracterização em escala populacional do ecossistema do Rumble. A partir de uma coleta que cobre aproximadamente 90% dos vídeos disponíveis na plataforma, reunindo 17,5 milhões de vídeos, cerca de 393 mil canais e aproximadamente 40 milhões de comentários, foi possível analisar o Rumble como uma população quase completa, reduzindo as limitações inerentes a estudos baseados em amostras.

Nossos resultados mostram que o Rumble passou por uma transformação significativa ao longo dos últimos anos. A plataforma deixou de ser predominantemente um repositório de vídeos virais para tornar-se um espaço fortemente orientado ao comentário político, com audiência altamente concentrada em poucos criadores e níveis de toxicidade igualmente concentrados em conteúdos relacionados à política. A modelagem de tópicos mostrou ainda que a hostilidade observada na plataforma se organiza principalmente em torno de disputas político-ideológicas e de grupos sociais específicos, como minorias étnicas, religiosas e de gênero.

Ao comparar vídeos equivalentes publicados simultaneamente no Rumble e no YouTube, observamos que as discussões tendem a ser sistematicamente mais tóxicas no Rumble, mesmo quando o conteúdo e o produtor permanecem os mesmos. Ao mesmo tempo, não encontramos, dentro dos mesmos pares de vídeos, evidências de maior diversidade temática nas discussões da plataforma. Em conjunto, esses resultados sugerem que modelos mais permissivos de moderação estão associados a níveis mais elevados de hostilidade nas interações, sem que isso necessariamente resulte em discussões mais diversas sobre o conteúdo publicado.

Por fim, a análise da comunidade brasileira mostrou que o Rumble passou a desempenhar principalmente o papel de refúgio para criadores que perderam espaço nas plataformas tradicionais. Nesse sentido, o Rumble funciona como a sala ao lado das plataformas dominantes, o espaço contíguo para onde migram os criadores moderados ou bloqueados, próximo o bastante para herdar parte de seu público e de suas pautas em um espaço sem moderação. O bloqueio judicial da plataforma no Brasil reduziu substancialmente a atividade dessa comunidade, especialmente entre seus usuários mais engajados, e seus efeitos persistiram mesmo após o restabelecimento parcial do acesso ao serviço.

Essa nova coleta abre uma série de possibilidades de pesquisa, dentre as quais destacamos a ampliação da comparação entre plataformas para além dos seis grandes canais políticos, para testar se a diferença de toxicidade se sustenta em comunidades não políticas. O ecossistema político norte-americano que domina o Rumble também merece uma análise mais detida. Outras dimensões ficaram fora deste censo e pedem investigação própria, como o engajamento expresso em curtidas e descurtidas, o próprio conteúdo audiovisual dos vídeos, para além de títulos e comentários, e a estrutura de recomendação e de difusão da plataforma.

6 CUIDADOS ÉTICOS

Esta pesquisa atende à Resolução CNS nº 510/2016. O estudo utilizou exclusivamente conteúdo público, obtido dos *endpoints* públicos do Rumble e do YouTube, sem interação com participantes humanos, questionários ou recrutamento. A mensuração de toxicidade submeteu o texto dos comentários ao serviço de moderação da OpenAI, sem identificador de autor. Conduzimos toda a análise de forma agregada, sem desanonimização: os comentários de exemplo aparecem sem identificadores e nomeamos apenas canais e figuras públicas. Em conformidade com a Lei Geral de Proteção de Dados Pessoais (Lei nº 13.709/2018), o artigo não divulga dados pessoais ou outros identificadores de usuários, apresentando apenas os exemplos estritamente necessários para ilustrar os resultados.

AGRADECIMENTOS

Este trabalho foi apoiado pelo Instituto Kunumi, CAPES, CNPq, Fapemig, INCT-IACiber (processo nº 408432/2024-1) e INCT-TILD-IAR (processo nº 408490/2024-1).

Declaração de uso de IA. O modelo Claude Opus 4.8 foi empregado para revisar o texto. O uso de modelos de linguagem como parte da metodologia, na classificação de toxicidade e na rotulagem dos agrupamentos temáticos, está descrito na Seção 3. As decisões metodológicas, a interpretação dos resultados e as conclusões do estudo são de responsabilidade dos autores.

REFERÊNCIAS

- [1] Shiza Ali, Mohammad Hammas Saeed, Esraa Aldreabi, Jeremy Blackburn, Emiliano De Cristofaro, Savvas Zannettou, and Gianluca Stringhini. 2021. Understanding the Effect of Deplatforming on Social Networks. In *Proceedings of the 13th ACM Web Science Conference 2021 (WebSci '21)*. 187–195. doi:10.1145/3447535.3462637
- [2] Max Aliapoulos, Emmi Bevensee, Jeremy Blackburn, Barry Bradlyn, Emiliano De Cristofaro, Gianluca Stringhini, and Savvas Zannettou. 2021. An Early Look at the Parler Online Social Network. In *Proceedings of the 15th International AAAI Conference on Web and Social Media (ICWSM '21)*. 943–951. arXiv:2101.03820.
- [3] Aos Fatos. 2024. Canais no YouTube somaram 31 milhões de views mesmo após bloqueio pelo Judiciário. <https://www.aosfatos.org/noticias/canais-youtube-milhoes-views-judiciario-bloqueio/> Documenta o bloqueio judicial dos canais de Paulo Figueiredo e outros no Brasil. Acessado em: jun. 2026.
- [4] Axios. 2022. YouTube permanently bans Fox News host Dan Bongino. <https://www.axios.com/2022/01/26/dan-bongino-youtube-ban> Bongino, investidor do Rumble, banido em definitivo do YouTube. Acessado em: jun. 2026.
- [5] Utukan Balci, Jay Patel, Berkan Balci, and Jeremy Blackburn. 2024. iDRAMA-rumble-2024: A Dataset of Podcasts from Rumble Spanning 2020 to 2022. In *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media (ICWSM), Workshop Track*. AAAI. https://workshop-proceedings.icwsml.org/pdf/2024_07.pdf
- [6] Utukan Balci, Jay Patel, Berkan Balci, and Jeremy Blackburn. 2025. Podcast Outcasts: Understanding Rumble's Podcast Dynamics. In *Proceedings of the 5th International Conference on Natural Language Processing for Digital Humanities (NLP4DH)*. arXiv:2406.14460.
- [7] Canaltech. 2026. Rumble voltou a funcionar no Brasil, mas já foi bloqueado novamente. <https://canaltech.com.br/internet/rumble-voltou-a-funcionar-no-brasil-mas-ja-foi-bloqueado-novamente-entenda/> Em fev. 2026 o Rumble burlou o bloqueio do STF trocando endereços IP e foi novamente bloqueado pela Anatel. Acessado em: jun. 2026.
- [8] CBC News. 2023. Canadian-founded Rumble rejects British government request on Russell Brand content. <https://www.cbc.ca/news/entertainment/russell-brand-rumble-britain-1.6973717> YouTube suspendeu a monetização de Brand; o Rumble recusou-se a fazer o mesmo. Acessado em: jun. 2026.
- [9] Eshwar Chandrasekharan, Umashanthi Pavalanathan, Anirudh Srinivasan, Adam Glynn, Jacob Eisenstein, and Eric Gilbert. 2017. You Can't Stay Here: The Efficacy of Reddit's 2015 Ban Examined Through Hate Speech. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction (CSCW)* 1, CSCW (2017), 1–22. doi:10.1145/3134666
- [10] CNN Business. 2023. Andrew Tate's deal with Rumble is worth millions, he has privately said. <https://www.cnn.com/2023/01/12/media/andrew-tate-rumble-reliable-sources> Tate migrou para o Rumble após ser removido das grandes redes em 2022. Acessado em: jun. 2026.
- [11] Columbia Global Freedom of Expression. 2025. The Case of the Rumble Ban in Brazil. <https://globalfreedomofexpression.columbia.edu/cases/the-case-of-the-rumble-ban-in-brazil/>. Documenta a saída do Rumble do Brasil (dez. 2023), o embate entre o CEO Chris Pavlovski e o Min. Alexandre de Moraes e a suspensão de 2025. Acessado em: jun. 2026.
- [12] Jônatas H. dos Santos, Julio C. S. Reis, Philippe de F. Melo, João F. H. Olivetti, Thales H. Silva, Matheus Guimarães, Glaucio de Souza, Marco A. G. Rodrigues, Marcos A. Gonçalves, Fabrício Benevenuto, and Cristiano X. Lima. 2025. Caracterização da (Des)Informação das Narrativas sobre Vacinação em Grupos Públicos no WhatsApp no Brasil. In *Brazilian Symposium on Multimedia and the Web (WebMedia)*. SBC.
- [13] Paula Fortuna and Sérgio Nunes. 2018. A Survey on Automatic Detection of Hate Speech in Text. *Comput. Surveys* 51, 4, Article 85 (2018), 30 pages. doi:10.1145/3232676
- [14] g1. 2022. YouTube suspende monetização de canal de Monark e do Flow. <https://g1.globo.com/pop-arte/noticia/2022/02/18/monark-diz-que-youtube-suspendeu-monetizacao-de-seu-canal.html> Acessado em: mar. 2026.
- [15] Tarleton Gillespie. 2018. *Custodians of the Internet: Platforms, content moderation, and the hidden decisions that shape social media*. Yale University Press.
- [16] Robert Gorwa, Reuben Binns, and Christian Katzenbach. 2020. Algorithmic Content Moderation: Technical and Political Challenges in the Automation of Platform Governance. *Big Data & Society* 7, 1 (2020), 2053951719897945.
- [17] Maarten Grootendorst. 2022. BERTopic: Neural topic modeling with a class-based TF-IDF procedure. *arXiv preprint arXiv:2203.05794* (2022).
- [18] Hyeon Jeon, Hyung-Kwon Ko, Soohyun Lee, Jaemin Jo, and Jinwook Seo. 2022. Uniform Manifold Approximation with Two-phase Optimization. In *2022 IEEE Visualization and Visual Analytics (VIS)*. IEEE, 80–84. doi:10.1109/VIS54862.2022.00025
- [19] Hyeon Jeon, Jeongin Park, Sungbok Shin, and Jinwook Seo. 2025. Stop Misusing t-SNE and UMAP for Visual Analytics. (2025). arXiv:2506.08725 [cs.HC]
- [20] Shagun Jhaver, Christian Boylston, Diyi Yang, and Amy Bruckman. 2021. Evaluating the Effectiveness of Deplatforming as a Moderation Strategy on Twitter. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction (CSCW)* 5, CSCW2, Article 381 (2021), 30 pages. doi:10.1145/3479525
- [21] Jigsaw (Google). 2017. Perspective API. <https://www.perspectiveapi.com/> Serviço em processo de descontinuação; encerramento previsto para dezembro de 2026.
- [22] Armand Joulin, Edouard Grave, Piotr Bojanowski, and Tomas Mikolov. 2017. Bag of Tricks for Efficient Text Classification. In *Proceedings of the 15th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics (EACL)*. 427–431.
- [23] Laura Kurek, Kevin Zheng, Eric Gilbert, and Ceren Budak. 2025. Outsourcing an Information Operation: A Complete Dataset of Tenet Media's Podcasts on Rumble. *arXiv preprint arXiv:2503.19802* (2025). <https://arxiv.org/abs/2503.19802>
- [24] Shao Yi Liaw, Fan Huang, Fabrício Benevenuto, Haewoon Kwak, and Jisun An. 2023. YouNICON: YouTube's Community of Conspiracy Videos. In *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media (ICWSM)*, Vol. 17.
- [25] Lucas Lima, Julio C. S. Reis, Philippe Melo, Fabrício Murai, Leandro Araújo, Pan-telis Vikatos, and Fabrício Benevenuto. 2018. Inside the Right-Leaning Echo Chambers: Characterizing Gab, an Unmoderated Social System. In *Proceedings of the IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM)*. IEEE, 515–522. doi:10.1109/ASONAM.2018.8508809
- [26] Todor Markov, Chong Zhang, Sandhini Agarwal, Florentine Eloundou Nekoul, Theodore Lee, Steven Adler, Angela Jiang, and Lilian Weng. 2023. A Holistic Approach to Undesired Content Detection in the Real World. In *Proceedings of the 37th AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 15009–15018. arXiv:2208.03274.
- [27] 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 *Brazilian Symposium on Multimedia and the Web (WebMedia)*. SBC, 28–37. doi:10.5753/webmedia.2025.16070
- [28] 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
- [29] Leland McInnes, John Healy, and James Melville. 2018. UMAP: Uniform Manifold Approximation and Projection for Dimension Reduction. *arXiv preprint arXiv:1802.03426* (2018).
- [30] OpenAI. 2024. Upgrading the Moderation API with Our New Multimodal Moderation Model. <https://openai.com/index/upgrading-the-moderation-api-with-our-new-multimodal-moderation-model/> Modelo omni-moderation-latest.
- [31] Érica Verônica Pereira, Philippe Melo, Manoel Júnior, Vitor O. Mafra, Julio C. S. Reis, and Fabrício Benevenuto. 2022. Analyzing YouTube Videos Shared on WhatsApp and Telegram Political Public Groups. In *Brazilian Symposium on Multimedia and the Web (WebMedia)*. ACM, 28–37. doi:10.1145/3539637.3556997
- [32] Samuel Lopes Pinto, José Julio Campolina, João Pedro M. Sena, Gabriel Félix, Lucas N. Ferreira, and Julio C. S. Reis. 2024. Caracterização e Predição de Usuários Tóxicos no Twitter/X durante as Eleições Brasileiras de 2022. In *Brazilian Workshop on Social Network Analysis and Mining (BraSNAM)*. SBC, 61–74. doi:10.5753/brasnam.2024.2515
- [33] Poder360. 2021. YouTube derruba canal usado por Allan dos Santos após suspensão do Terça Livre. <https://www.poder360.com.br/brasil/youtube-derruba->

- canal-usado-por-allan-dos-santos-apos-suspensao-do-terca-livre/ Canal Terça Livre removido do YouTube por ordem do Min. Alexandre de Moraes; Allan dos Santos foragido nos EUA. Acessado em: jun. 2026.
- [34] RAPIDS Development Team. 2023. RAPIDS: Libraries for End to End GPU Data Science. <https://rapids.ai> Acessado em: jun. 2026.
- [35] 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
- [36] Richard Rogers. 2020. Deplatforming: Following Extreme Internet Celebrities to Telegram and Alternative Social Media. *European Journal of Communication* 35, 3 (2020), 213–229.
- [37] Supremo Tribunal Federal. 2025. STF determina suspensão da plataforma Rumble em todo o país. <https://noticias.stf.jus.br/postsnoticias/stf-determina-suspensao-da-plataforma-rumble-em-todo-o-pais/> Decisão do Min. Alexandre de Moraes (Pet 9.935), referendada pela 1ª Turma em março de 2025.
- [38] Nicolas P. Suzor. 2019. *Lawless: The secret rules that govern our digital lives*. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom.
- [39] Tribunal de Justiça do Estado de São Paulo. 2024. Acórdão — Agravo de Instrumento nº 2024.0000404537. <https://esaj.tjsp.jus.br/cjsg/getArquivo.do?cdAcordao=17878557&cdForo=0>. Manteve a desmonetização do canal Monark Talks no YouTube.
- [40] Milo Trujillo, Maurizio Gruppi, Cody Buntain, and Benjamin D. Horne. 2020. What is BitChute? Characterizing the “Free Speech” Alternative to YouTube. In *Proceedings of the 31st ACM Conference on Hypertext and Social Media (HT '20)*. 139–140. doi:10.1145/3372923.3404833 arXiv:2004.01984.
- [41] Tubefilter. 2021. YouTube Demonetizes Steven Crowder. Again. <https://www.tubefilter.com/2021/03/29/youtube-demonetizes-steven-crowder-again/> Crowder, desmonetizado pelo YouTube (2019 e 2021), firmou contrato de exclusividade com o Rumble em 2023. Acessado em: jun. 2026.
- [42] João Vitor Vaz, Fabrício Benevenuto, Jussara M. Almeida, Marcos André Gonçalves, and Marisa Vasconcelos. 2025. Detecção de Discursos Racistas em Português na Rede Social X. In *Brazilian Workshop on Social Network Analysis and Mining (BraSNAM)*. SBC, 228–241. doi:10.5753/brasnam.2025.9146
- [43] Liang Wang, Nan Yang, Xiaolong Huang, Binxing Jiao, Linjun Yang, Daxin Jiang, Rangan Majumder, and Furu Wei. 2022. Text Embeddings by Weakly-Supervised Contrastive Pre-training. *arXiv preprint arXiv:2212.03533* (2022).
- [44] Frank Wilcoxon. 1945. Individual Comparisons by Ranking Methods. *Biometrics Bulletin* 1, 6 (1945), 80–83. doi:10.2307/3001968
- [45] Ellery Wulczyn, Nithum Thain, and Lucas Dixon. 2017. Ex Machina: Personal Attacks Seen at Scale. In *Proceedings of the 26th International Conference on World Wide Web (WWW)*. 1391–1399.
- [46] Savvas Zannettou, Barry Bradlyn, Emiliano De Cristofaro, Haewoon Kwak, Michael Sirivianos, Gianluca Stringhini, and Jeremy Blackburn. 2018. What is Gab: A Bastion of Free Speech or an Alt-Right Echo Chamber. In *Companion Proceedings of The Web Conference 2018 (WWW '18 Companion)*. 1007–1014. doi:10.1145/3184558.3191531