

# Caracterização das Recomendações de Streams na Twitch para o Públíco Infantil e Adolescente no Brasil e nos Estados Unidos

Kênia C. Gonçalves<sup>1,2</sup>, Flávio Soriano<sup>1</sup>, Renato Vimieiro<sup>1</sup>,

Humberto T. Marques-Neto<sup>3</sup>, Jussara M. Almeida<sup>1</sup>

kenia.carolina@ifmg.edu.br, flaviosoriano@dcc.ufmg.br, rvimieiro@dcc.ufmg.br

humberto@pucminas.br, jussara@dcc.ufmg.br

<sup>1</sup>Universidade Federal de Minas Gerais - UFMG, Belo Horizonte, MG, Brasil

<sup>2</sup>Instituto Federal de Minas Gerais - IFMG, Sabará, MG, Brasil

<sup>3</sup>Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais - PucMinas, Belo Horizonte, MG, Brasil

## ABSTRACT

Twitch is a livestream sharing and interaction platform that strongly attracts young audiences due to its strong gaming presence. When watching a livestream, users see a list of channels with live streams suggested by the platform. In this study, we used the concept of personas (aged 13, 15, and 18) to represent the child and adolescent audience on Twitch, to simulate their access in Brazil and the United States, and to characterize the recommendations to this audience in both countries. Our personas watched live streams of a set of popular games, and for each stream watched, we collected the suggested streams for more than a month for each persona. Our results highlight and fill a gap in the literature: the presence of inappropriate content in these platform suggestions for children and adolescents, including rewards, games with inappropriate age ratings, advertisements, tags, and titles with inappropriate words. Our results can contribute to fostering public policies and computational improvements that contribute to a safer user experience within social media for children and adolescents.

## KEYWORDS

Mídia social, crianças, adolescentes, conteúdo inapropriado, transmissões ao vivo, Twitch

## 1 INTRODUÇÃO

As mídias sociais estão cada vez mais presentes no cotidiano das pessoas, incluindo crianças e adolescentes. Embora a maioria das plataformas estabeleça a idade mínima de 13 anos para uso, e existam diversas ferramentas de controle parental [2, 49] bem como versões adaptadas de plataformas para o público infantil (e.g., YouTube Kids<sup>1</sup>), estudos recentes mostram um crescimento expressivo da participação de crianças nessas plataformas [31, 38, 57], inclusive entre faixas etárias muito jovens [19, 40]. Estas estatísticas demonstram que restrições etárias são amplamente burladas [49]. Esse cenário é especialmente preocupante porque crianças e adolescentes ainda estão em processo de desenvolvimento de habilidades cognitivas e de pensamento crítico, o que os torna particularmente vulneráveis a riscos associados ao uso dessas plataformas, incluindo

<sup>1</sup><https://www.youtubekids.com/>

In: Proceedings of the Brazilian Symposium on Multimedia and the Web (WebMedia'2025). Rio de Janeiro, Brazil. Porto Alegre: Brazilian Computer Society, 2025.

© 2025 SBC – Brazilian Computing Society.

ISSN 2966-2753

exposição a conteúdos inadequados, *cyberbullying*, distúrbios do sono, sintomas de depressão e outros problemas psicológicos[8, 54].

Especificamente quanto à exposição a conteúdos de mídias sociais, vários estudos recentes demonstraram um aumento expressivo no número de crianças (e adolescentes<sup>2</sup>) expostas a conteúdos indevidos como propaganda direcionada [12] e conteúdos potencialmente danosos (e.g., violência, linguagem abusiva, temas sexuais)[6, 24, 26, 30, 41, 55].

A maioria dos estudos anteriores concentra-se no YouTube, dada sua popularidade global. Este trabalho, por outro lado, volta-se à Twitch, uma plataforma de transmissões ao vivo (*streams*) que combina conteúdo de jogos com recursos de redes sociais, cuja base de usuários tem crescido rapidamente sobretudo entre os jovens[16]. Atualmente, a plataforma soma mais de 7 milhões de *streamers* mensais e 2 milhões de espectadores simultâneos em todo o mundo[53].

A despeito desta popularidade, pesquisas sobre o uso da Twitch por crianças ainda são escassas [24, 28, 45]. Um dos poucos estudos disponíveis utilizou a API da plataforma para identificar transmissões com *tags* que remetem a conteúdo infantil (e.g., *kids*, *family*) e coletou seus metadados [45]. A análise revelou que várias dessas transmissões incluíam conteúdo sensível, sem classificações indicativas apropriadas, o que sugere um potencial de exposição de crianças a riscos quando estas tentassem acessar tais conteúdos.

Este estudo complementa a análise anterior ao investigar as propriedades das *streams sugeridas* pela Twitch sempre que um usuário assiste a uma transmissão ao vivo, com foco especial no público infantil e adolescente. Essas *sugestões* são exibidas na interface do espectador, ao lado da transmissão em andamento. Embora a Twitch não divulgue os critérios usados para compor essa lista, seu posicionamento estratégico, próximo ao conteúdo em exibição, sugere um papel de *recomendação*, dado seu potencial de capturar a atenção do usuário.

Este trabalho busca responder duas perguntas de pesquisa (PP) principais. *PP1: A Twitch considera a idade e a localidade geográfica para recomendar streams ao vivo?* e *PP2: Até que ponto o conteúdo da lista de streams recomendada pela plataforma é adequado ao público-alvo (especificamente crianças)?*.

Para responder estas perguntas, utilizam-se dados públicos coletados por meio do uso de *personas*, isto é, contas da Twitch criadas para *simular* a interação de usuários reais com perfis predeterminados. Foram criadas contas de usuários com 13, 15 e (para comparação) 18 anos, localizadas no Brasil e nos Estados Unidos,

<sup>2</sup>Por concisão, o termo “crianças” é usado neste artigo para se referir a todo usuário menor de 18 anos.

totalizando 6 personas. As personas foram programadas para simular uso regular da plataforma, com 6 sessões diárias. Em cada sessão, a persona (i) realiza buscas por conteúdos a partir do país correspondente (utilizando VPN no caso de personas nos Estados Unidos) e (ii) escolhe um dos resultados retornados pela plataforma para visualização. Especificamente, cada persona atua de forma independente, buscando por *streams* selecionadas a partir de um conjunto de jogos populares com classificações etárias do Brasil e dos Estados Unidos. Ao iniciar a visualização do resultado, a persona também tem acesso à lista de recomendações. Neste momento, a persona utiliza a API oficial da Twitch [52] para coletar metadados públicos associados a todas as *streams*, tanto as visualizadas quanto as recomendadas. O foco deste trabalho está na análise dos metadados associados às *streams recomendadas*, considerando personas de diferentes idades e países. No total, foram coletadas, ao longo de 1 mês de simulação, recomendações referentes a 10.894 *streams* diferentes associadas a 519 jogos.

Ao focar nas *streams* recomendadas pela Twitch, este estudo traz uma nova perspectiva sobre o uso da plataforma por crianças. Diferentemente de [45], em que os autores analisaram transmissões identificadas por *tags* voltadas ao público infantil, o presente estudo investiga um outro elemento central da experiência do usuário: as *streams* recomendadas, exibidas ao lado da transmissão ao vivo, que, pela visibilidade em destaque, têm potencial de influenciar diretamente a navegação do espectador. Ressalta-se também que o uso de personas (i.e., usuários sintéticos) permite experimentos reproduzíveis e reduz a variabilidade individual, vieses e questões éticas ligadas à participação de usuários reais (especialmente crianças)[37].

Os resultados sugerem que a plataforma leva em consideração a localização (ou idioma) da persona ao realizar sugestões de *streams* ao vivo. Mais ainda, a presença de *Content Classification Labels* (CCLs), destinados a sinalizar a presença de conteúdo sensível, também parece influenciar as recomendações dependendo da idade da persona. Entretanto, também foram observadas, em múltiplas situações, *streams* com conteúdo inapropriado para crianças recomendadas para as personas menores de idade. Alguns exemplos são: (i) *streams* marcadas com CCL *Mature-rated Games, Significant Profanity or Vulgarity* e *Politics and Sensitive Social Issues* ou transmitindo jogos com classificação etária para adultos; (ii) *streams* contendo propagandas; e (iii) referências nos títulos das *streams* recomendadas para sistemas de recompensas, sejam financeiras ou para algum outro tipo de gratificação para os usuários que assistirem as transmissões ao vivo ou permanecerem logados na plataforma.

## 2 TRABALHOS RELACIONADOS

O conjunto de pesquisas focadas na análise do comportamento e da exposição do público infantil e adolescente nas mídias sociais vem crescendo [8, 14, 27, 38, 57]. Alguns trabalhos avaliam características do conteúdo direcionado a este público [3, 12, 13], e o comportamento destes usuários [46, 55]. As plataformas de transmissão de vídeo, como a Twitch e o YouTube, estão presentes em diversos estudos e pesquisas que avaliam esses ambientes on-line de apoio à comunicação [39].

A literatura aborda com mais frequência o uso do YouTube, bem como o seu conteúdo para o público infantil e adolescente

[5, 6, 26, 41, 50]. Algumas destas pesquisas visam compreender e mitigar a exposição de crianças a conteúdo nocivo [4], a análise das propriedades dos componentes da plataforma, incluindo vídeos [30, 32, 41], perfis de usuários [34], canais [26] e comentários de usuários [5, 6]. Com base nessas análises, outros estudos propuseram mecanismos de filtragem e detecção de conteúdo para aumentar a segurança infantil [1, 32, 41].

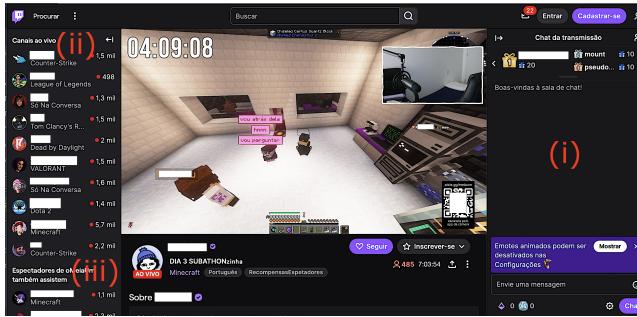
Também existem trabalhos que buscam entender a presença de crianças na Twitch [24, 28, 45], porém em menor volume que o YouTube. Estudos iniciais focaram nas motivações que impulsionam o engajamento, como a busca por socialização [29, 47], os sistemas de recompensa da plataforma [46] e as razões para gastos financeiros [33]. Outras pesquisas ofereceram visões gerais do conteúdo transmitido [17, 45] e análises comparativas de engajamento com outras plataformas de vídeo, como YouTube e Netflix [15, 36]. Embora fundamentais, esses estudos tendem a tratar a plataforma de forma monolítica, raramente investigando como os mecanismos de sugestão e recomendação de conteúdo podem interferir e muitas vezes personalizar a experiência em diferentes segmentos demográficos, como faixas etárias distintas.

Em contraste com a literatura geral sobre a Twitch, as pesquisas sobre o YouTube oferecem uma análise mais madura sobre os sistemas de recomendação e seu impacto em públicos vulneráveis, especialmente crianças. Diversos estudos demonstraram como os algoritmos do YouTube podem expor crianças a conteúdo inadequado [30, 32, 41]. Em um trabalho anterior [50], autores demonstraram que mesmo a plataforma com curadoria, YouTube Kids, não está imune a expor crianças a conteúdo perigoso , sublinhando como as falhas algorítmicas podem contornar as salvaguardas pretendidas.

Enquanto trabalhos sobre crianças e jogos frequentemente se concentram na privacidade de dados [23, 43] ou nos benefícios de integração e criatividade [48, 56], a influência algorítmica na exposição a conteúdo permanece uma área criticamente subexplorada. Até onde se sabe, falta na literatura uma avaliação da prática de recomendações de conteúdo utilizada pela Twitch sob a ótica do público infantil e adolescente. Em [45] os autores analisaram transmissões identificadas por *tags* voltadas para crianças, oferecendo uma análise orientada que diz respeito à exposição de crianças a conteúdos no Brasil e nos Estados Unidos. Já em [28] os autores vão além quando avaliam o conteúdo do chat ao qual o público infantil e adolescente é exposto durante transmissões ao vivo. Os resultados deste trabalho confirmam os *insights* dos trabalhos anteriores no que tange o conteúdo das *streams* e apresentam uma nova perspectiva quando são analisadas as recomendações de transmissões ao vivo da plataforma para o público infantil e adolescente.

## 3 TWITCH

A Twitch é uma das principais plataformas de transmissão ao vivo, com foco predominante em conteúdo relacionado a videogames. A plataforma combina transmissão de vídeo com uma variedade de recursos interativos, incluindo um chat ao vivo, que permite comunicação em tempo real entre *streamers* e espectadores. Essa interação fortalece o senso de comunidade, aumenta a retenção do público e diferencia a Twitch de plataformas tradicionais de vídeo. Usuários podem se engajar com os canais de diversas formas, como seguir, inscrever-se, fazer doações ou enviar *bits*, a moeda virtual da



**Figura 1: Exemplo de uma stream do jogo Minecraft - Os nomes dos streamers foram removidos da imagem por privacidade dos dados.**

plataforma. A Twitch também oferece um sistema de recompensas para espectadores frequentes e interativos.

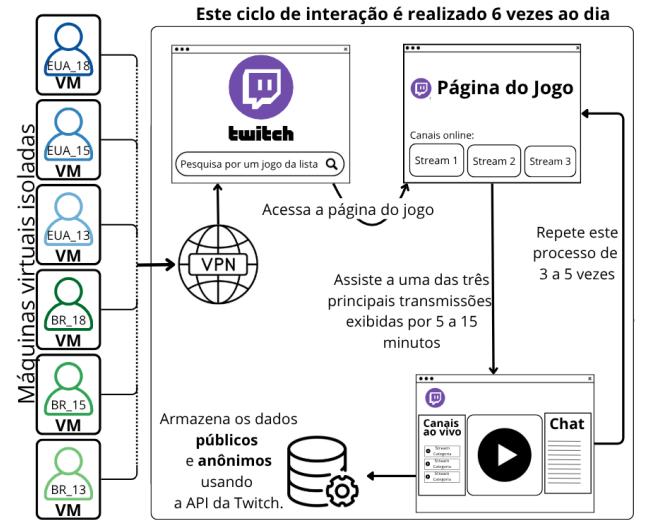
As streams são indexadas com base em dois metadados: *tags* e categorias. As *tags* são palavras-chave atribuídas pelos streamers para descrever o conteúdo da transmissão, facilitando sua descoberta por usuários com interesses semelhantes. Já a categoria é selecionada a partir de uma lista predefinida, que inclui tanto jogos (cada um com sua própria categoria) quanto outros tipos de conteúdos, como “Música”, “Arte”, “Vida Real” (IRL) e “Só Bate-papo” (*Just Chatting*).

A Twitch também utiliza *Content Classification Labels* (CCLs) para sinalizar conteúdos potencialmente inadequados a certos públicos. Cabe aos streamers marcar as CCLs apropriadas ao abordar temas como: “Temas Sexuais”, “Drogas, Intoxicação ou Uso Excessivo de Tabaco”, “Violência Explícita”, “Linguagem Ofensiva”, “Política e Questões Sociais Sensíveis” e “Jogos de Azar”. Já a CCL “Mature-Rated Game” é atribuída pela plataforma com base na classificação etária do jogo, obtida via identificador do jogo(ID) no banco de dados IGDB(*Internet Game Database*) [25].

Cada país adota políticas próprias para a proteção do público infantil e adolescente, com classificações indicativas distintas. Por exemplo, na América do Norte, a classificação etária de jogos é feita pelo *Entertainment Software Rating Board* (ESRB) [18], que utiliza categorias como E10+ (a partir de 10 anos), T (13+), e M (17+). No Brasil, aplica-se o sistema *Classind*, criado pelo Ministério da Justiça com base no Estatuto da Criança e do Adolescente [9], que classifica conteúdos conforme critérios como violência, sexo e drogas, nas faixas: Livre, 10, 12, 14, 16 e 18 anos. O IGDB visa ser uma fonte principal de informações sobre jogos, incluindo as classificações etárias fornecidas por organizações em diferentes partes do mundo. Porém, plataformas podem escolher adotar uma única classificação, como é o caso da Twitch que segue a ESRB [14, 45].

A Twitch também atribui ao streamer a responsabilidade de sinalizar aos espectadores quando ocorre qualquer patrocínio ou demonstração de produtos ou serviços durante uma transmissão ao vivo [51]. Especificamente no Brasil, o Código de Defesa do Consumidor (CDC) [10] define que a publicidade dirigida a crianças é abusiva e ilegal por se aproveitar da deficiência de julgamento e experiência desse público.

A Figura 1 ilustra a tela de um usuário da Twitch assistindo a uma stream do jogo Minecraft. Sempre que um usuário conectado à



**Figura 2: Diagrama da metodologia utilizada**

Twitch assiste a uma transmissão ao vivo(exibida no centro da tela), no canto direito aparece um (i)chat de interação da stream, no canto esquerdo da sua tela uma (ii) lista de canais ao vivo e logo abaixo desta lista, há outra (iii) relação de transmissões ao vivo também assistidas por espectadores da stream que o usuário está assistindo.

Nota-se que abaixo do vídeo, encontram-se o nome do streamer, o título, a categoria e as *tags* da transmissão, o número de espectadores simultâneos e a indicação de eventuais conteúdos promocionais informados pelo streamer. Sempre que uma stream tiver uma CCL ou uma propaganda sinalizada, é exibido um alerta no canto superior esquerdo do vídeo para o usuário.

À esquerda da transmissão (ii e iii, apontados na Figura 1), é exibida uma lista de outros canais que estão ao vivo no momento. Ao clicar em uma dessas streams, o usuário é redirecionado para assisti-la. Embora os critérios de seleção dessa lista não estejam explicitados na documentação da plataforma, observou-se durante experimentos preliminares que o conteúdo exibido varia entre usuários, mesmo em sessões simultâneas. Devido à posição de destaque dessa lista na interface e ao seu potencial de direcionar o espectador para outros conteúdos, ela se assemelha a *listas de conteúdos recomendados* presentes em outras plataformas (e.g., YouTube). Por isso, este artigo adota o termo “recomendação” para se referir a cada stream exibida nessa lista. As características destas recomendações, especialmente quando o espectador é uma criança, constituem o principal objeto de análise deste trabalho.

#### 4 METODOLOGIA DE COLETA DE DADOS

Foi adotada uma metodologia ativa de coleta de dados inspirada na *simulação* de interações por meio de *personas* [22] (Figura 2). Personas são agentes automatizados que simulam o comportamento de usuários reais. Para tal, cada persona é criada a fim de replicar as características (idade, localização geográfica, interesses) e o padrão de comportamento (e.g., frequência de interação) de um perfil alvo.

Foram criadas 6 personas, com atributos demográficos definidos a partir da idade - 13 (mínima permitida na plataforma), 15 e 18

anos (persona “adulta”, sem restrições de acesso a conteúdos) - e localização geográfica - Brasil e Estados Unidos (EUA). A escolha destes perfis de personas teve como objetivo responder as perguntas de pesquisa apresentadas na Introdução (Seção 1), investigando se a plataforma aplica algum controle de acesso baseado em idade e a experiência de usuários com diferentes idades e localizações com relação a conteúdos sensíveis. Brasil e EUA foram escolhidos por terem grandes bases de usuários na Twitch, além de diferenças nas regulações relacionadas a crianças e mídias sociais. Nos EUA, a Seção 230 do *Communications Decency Act* (CDA) [35] garante ampla imunidade às plataformas. No Brasil, o Marco Civil da Internet [11] torna-as legalmente responsáveis por descumprir ordens judiciais de remoção de conteúdo, incentivando uma moderação mais proativa e restrições etárias.

Cada persona foi criada com uma conta de e-mail do Outlook para registrar uma conta na Twitch, garantindo que a idade e a localização declaradas correspondessem ao perfil pretendido. As contas foram criadas manualmente em um navegador Chrome limpo (sem *cache* ou *cookies*), garantindo que fossem reconhecidas como novas e evitando detecções automáticas que comprometesssem o experimento. Para garantir maior independência, os experimentos foram realizados em máquinas virtuais distintas para cada persona e com uso de VPN roteado para São Paulo e Miami, para as personas brasileiras e americanas, respectivamente.

As personas foram controladas por *scripts* desenvolvidos em Python usando a biblioteca Selenium [44]. Cada persona seguiu um cronograma diário com 6 sessões de uso da Twitch. Em cada sessão, a persona abria o navegador, acessava o site da Twitch, fazia login na conta correspondente e realizava de três a cinco interações. Cada interação incluía buscar por um jogo, navegar pela categoria, selecionar aleatoriamente uma das três primeiras *streams* visíveis e “assistir” ao *stream* selecionado por um período entre cinco e vinte minutos. Tanto o número de interações quanto a duração da visualização foram definidos com base em distribuições uniformes dentro dos respectivos intervalos. O uso da persona logada na plataforma garante que a Twitch tenha a informação sobre o perfil do usuário (em especial sua idade). Entretanto, ressalta-se que todos os dados “visualizados” pelas personas são públicos e acessíveis a partir de qualquer navegador sem a necessidade de login na plataforma.

As buscas por jogos se deram a partir de uma lista selecionada de doze títulos de jogos populares entre crianças e na Twitch, a saber: *Minecraft*, *EA Sports FC 25*, *Roblox*, *Fortnite*, *Sea of Thieves*, *The Sims 4*, *League of Legends*, *Overwatch 2*, *Marvel Rivals*, *Valorant*, *Counter-Strike* e *Grand Theft Auto V*. Esta lista foi feita a partir de uma análise preliminar dos streams de tendências da Twitch, avaliando a popularidade sustentada de vários jogos em ambos os países. Entende-se que essa seleção de jogos introduz um viés de dados, no entanto, essa escolha se alinha ao objetivo de modelar o que se espera ser o padrão de navegação mais comum entre as crianças. Além disso, estes jogos possuem diferentes classificações etárias no Brasil e nos Estados Unidos, conforme Tabela 1. A inclusão de jogos com restrições etárias (e.g., *GTA V*) foi proposital para verificar se algum controle de acesso era imposto pela plataforma no caso de requisições de personas menores de idade.

Durante cada interação, ao iniciar a “visualização” de uma *stream* selecionada, a persona tinha na sua tela acesso à lista de *streams*

**Tabela 1: Lista de jogos buscados pelas personas.**

Jogo	Classind	ESRB
Minecraft	L (Livre)	E10+
EA Sports FC 25	L (Livre)	E
Roblox	10+	T
Fortnite	12+	T
Sea of Thieves	12+	T
The Sims 4	12+	T
League of Legends	12+	T
Overwatch 2	12+	T
Marvel Rivals	12+	T
Valorant	14+	T
Counter-Strike	16+	M
GTA V	18+	M

recomendadas pela plataforma. Para manter o experimento controlado quanto ao conteúdo assistido, nenhuma recomendação foi selecionada; apenas seus dados públicos foram coletados utilizando a API oficial da Twitch. Para cada *stream* recomendada, foram coletados<sup>3</sup>: (i) data e hora; (ii) metadados da transmissão, incluindo nome do canal, título, idioma, categoria (incluindo nome do jogo quando aplicável), CCLs, status de conteúdo promocional e *tags* associadas. Todos os canais, ainda que públicos, foram anonimizados.

A coleta foi feita entre 9 de abril a 13 de maio de 2025, com seis sessões diárias programadas para as 8h, 12h, 16h, 20h, 0h e 4h (horário de Brasília). No total, considerando todas as personas, foram coletadas 31.221 recomendações, das quais 10.894 são *streams* distintas, com uma média de 9,05 recomendações por interação. Estas *streams* contêm conteúdo em diferentes categorias, mas majoritariamente jogos, 97% de todas as recomendações, com um total de 519 jogos distintos.

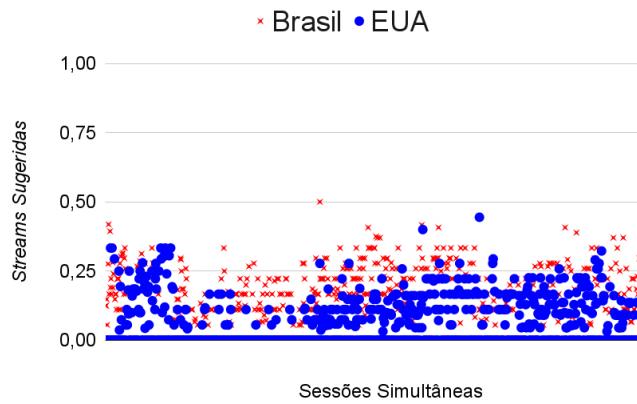
O uso de personas para a coleta de dados tem a vantagem de permitir capturar dados que refletem a interação como percebida pelo usuário, de forma controlada e reproduzível, sem as preocupações éticas de experimentos com usuários reais, que, no presente caso, se agravam devido ao foco no público infantil. Foram coletados apenas dados públicos e acessíveis pela API oficial da Twitch<sup>4</sup>. Na próxima seção, os resultados são discutidos separadamente por persona, destacando suas diferenças. Utiliza-se a notação País\_Idade para identificar cada persona, sendo EUA\_13, EUA\_15 e EUA\_18 as personas americanas, e BR\_13, BR\_15 e BR\_18 as brasileiras.

## 5 RESULTADOS

Durante os experimentos descritos na seção anterior, todas as personas estavam logadas na plataforma com a informação da idade e localização geográfica (através de VPN) quando assistiram às transmissões ao vivo e receberam as recomendações de *streams* da plataforma. Observou-se que as personas conseguiram assistir *streams* de todos os jogos, independente de classificação etária, corroborando com as observações de [45] sobre controle de acesso na plataforma. As recomendações apareceram na tela das personas

<sup>3</sup>Dados similares foram coletados também para a *stream* visualizada, mas não são utilizados neste estudo, considerando o foco nas sugestões de *streams* ao vivo.

<sup>4</sup>Todo o código de coleta está disponível em <https://github.com/flaviosoriano/snam2025-data-collection>. Devido à natureza sensível dos dados, optou-se por não torná-los públicos. Eles poderão ser cedidos para outros pesquisadores mediante solicitação.



**Figura 3: Porcentagem de *streams* frequentes ao longo do tempo entre pessoas do Brasil e dos Estados Unidos.**

enquanto elas assistiram a todas as *streams*, representando convites atraentes para outros conteúdos dentro da plataforma. Cada recomendação é listada na tela do usuário com o nome do canal, a imagem de perfil do *streamer*, logo abaixo, a categoria da *stream* recomendada e a quantidade de espectadores da transmissão naquele momento. Focando nessas *streams* sugeridas pela Twitch, foram definidas duas perguntas de pesquisa para avaliar a adequação do conteúdo sugerido pela plataforma do qual as pessoas foram expostas, a saber: PP1: *A Twitch considera a idade e a localidade geográfica para recomendar streams ao vivo?* (Seção 5.1) e PP2: *Até que ponto o conteúdo da lista de streams recomendada pela plataforma é adequado ao público-alvo (especificamente crianças)?* (Seção 5.2).

### 5.1 A Twitch considera a idade e a localidade geográfica para recomendar *streams* ao vivo?

Das 31.221 recomendações recebidas pelas pessoas, 10.894 são de *streams* ao vivo únicas e 65% destas *streams* únicas apareceram apenas uma vez como sugestão para as pessoas ao longo de todo o experimento. Das *streams* sugeridas, 3.440 foram sugeridas até 10 vezes para uma mesma pessoa e 345 *streams* ao vivo apareceram mais de 10 vezes durante a coleta para as pessoas. Esta alta variedade de *streams* sugeridas pode ser dada pela própria natureza de uma transmissão ao vivo que é momentânea e existente apenas durante a sua transmissão. Sabendo disso, a Figura 3 exibe a porcentagem de recomendações de *streams* similares entre as pessoas de um mesmo país com sessões simultâneas (eixo x), ou seja, *streams* frequentes na lista de sugestões da plataforma por país.

Um exemplo de *stream* muito frequente para as pessoas de EUA\_13 e EUA\_15 é do jogo Roblox, com o título “FREE ROBUX ON PLS DONATE! Commands on screen!”, sem propaganda e com as *tags*: *giveaway*, *playingwithviewers*, *roblox*, *plsdonate*, *bloxfruit*, *English*, *Rerun*, *Albion*, *mammoth*, *Silver*. A *tag* *giveaway* é usada para sinalizar que o *streamer* está oferecendo brindes ou prêmios durante a transmissão ao vivo. A *tag* *plsdonate* é relacionada ao jogo *Please Donate* dentro do Roblox, onde os jogadores criam *stands* para receber doações em Robux (moeda virtual do Roblox). Já a *tag* *Rerun* é uma sinalização de que apesar da transmissão ser colocada na plataforma como uma transmissão ao vivo, é uma retransmissão

de conteúdo gravado anteriormente pelo *streamer*. Outro exemplo de *stream* frequente para a persona EUA\_15 é do jogo Fortnite, sem classificação de propagandas, mas com *tags* para outros jogos de conteúdo adulto e com a presença explícita de recompensa no título da *stream* com o uso da palavra *drops*. Os *drops* são recompensas dadas aos usuários por estarem logados na plataforma, terem sua conta do jogo vinculada à sua conta Twitch e por permanecerem por determinado período de tempo assistindo às transmissões ao vivo. As *streams* mais frequentes para as personas EUA\_13 e EUA\_15 foram de jogos classificados como *Teen* no ESRB, mas com *tags* representando nomes de jogos com classificação adulta e com a presença explícita de recompensas por assistirem a seus conteúdos. A persona EUA\_18 também teve *streams* frequentes com chamadas para recompensas.

No Brasil, as *streams* frequentes das personas BR\_13 e BR\_15 também incentivavam os espectadores a coletar recompensas pelo próprio sistema da plataforma ou por pix (sistema de pagamento instantâneo brasileiro) e a realizarem comandos no chat. O uso da palavra “pix” pelo *streamer* é uma indicação de um comando no chat (!pix) em que o *bot* provavelmente deverá responder com a chave do pix do *streamer* para quem quiser enviar doações diretas. A persona BR\_18 também teve várias sugestões de *streams* ao vivo com chamadas para recompensas. Ou seja, mesmo as pessoas estando logadas na plataforma e com a identificação etária no perfil das personas, não foi observado neste experimento um filtro em relação às *streams* sugeridas para as personas dos Estados Unidos e do Brasil no que diz respeito à existência de sistemas recompensas.

Uma das *streams* que apareceram repetidamente tanto para a persona de 13 anos quanto para 15 anos no Brasil foi a *stream* do jogo Sea of Thieves, com o título “(+18) Livezinha Muito Doida! //(! comandos ! metas ! drops)”. Esta *stream*, e muitas outras similares das personas brasileiras, não foram sugeridas para as personas dos Estados Unidos em sessões simultâneas, sinalizando alguma seleção da plataforma, seja pela localidade geográfica ou pelo idioma da persona. A Figura 4 mostra a relação dos idiomas das *streams* sugeridas por persona durante todo o experimento. É possível observar que de alguma forma a plataforma recomendou mais *streams* em português para as personas brasileiras e mais *streams* em inglês para as personas americanas. Uma ressalva interessante neste ponto é a presença de demais idiomas (e.g., russo, alemão, francês,...) nas *streams* sugeridas para os perfis de crianças, pois tal fato pode representar um aumento do risco de exposição da criança, caso ela não seja capaz de entender o conteúdo que está sendo transmitido.

**Main Takeaway:** (i) Mesmo em sessões simultâneas, a plataforma exibiu uma alta variedade de *streams* recomendadas para as personas dos dois países; (ii) Foram encontradas diversas *streams* recomendadas para as personas crianças com indicação a sistemas de recompensa; (iii) A plataforma indicou majoritariamente recomendações de *streams* compatíveis com o idioma da persona.

### 5.2 Até que ponto o conteúdo da lista de *streams* recomendada pela plataforma é adequado ao público-alvo (especificamente crianças)?

Uma das ferramentas da plataforma para sinalizar a presença de conteúdo sensível em uma transmissão ao vivo é a indicação de CCL pelo *streamer* (Seção 3). A Figura 5 mostra a relação de CCLs

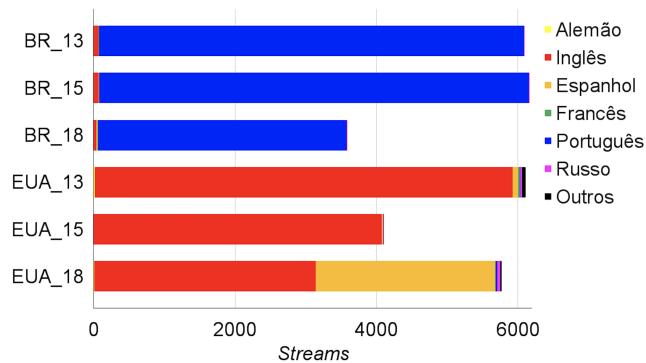


Figura 4: Idiomas das streams sugeridas pela plataforma.

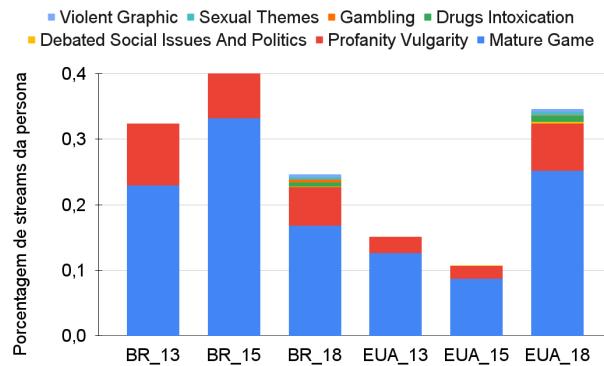


Figura 5: Porcentagem de streams sugeridas com CCLs.

encontradas nas recomendações de streams ao vivo por persona dos dois países. As personas de 13 e 15 anos de ambos os países tiveram streams com as CCLs de *Mature-rated Games*, *Significant Profanity or Vulgarity* e *Politics and Sensitive Social Issues*. Demais CCLs foram encontradas apenas para as personas de 18 anos de ambos os países (e.g., *Gambling*, *Drugs Intoxication*). Estes achados estão em consonância com os resultados na literatura[45], porém em [45], os autores não utilizaram personas como é feito neste trabalho para simulação dos perfis e das interações dos usuários, avaliando apenas streams com tags relacionadas às crianças. Através das personas, foi possível observar a existência de algum critério de exibição das sugestões de streams ao vivo pela plataforma para adultos e crianças, pois as personas de 18 anos receberam todas as CCLs das personas de 13 e 15 anos e mais algumas com teores sensíveis. Vale ressaltar que a CCL *Mature-rated Games* é a única de responsabilidade da própria plataforma e não do streamer, e mesmo assim ela foi encontrada nas streams sugeridas pela plataforma para as personas de 13 e 15 anos de ambos os países.

Além das CCLs, as propagandas explícitas também devem ser marcadas pelos streamers antes da transmissão ao vivo. As propagandas estiveram presentes nas streams sugeridas para todas as personas de todas as idades e de ambos os países. As personas brasileiras de 13, 15 e 18 anos receberam ao total 7,9%, 8,3% e 8,6% respectivamente de sugestões de streams ao vivo com propagandas.

Tabela 2: Categorias das streams ao vivo sugeridas.

	Persona	BR_13	BR_15	BR_18	EUA_13	EUA_15	EUA_18
Categoria	Jogos	5919	6054	3408	5946	3982	5424
	Só bate-papo	154	83	164	122	93	288
	Vida Real(TRL)	10	13	5	18	11	37
	Outras	10	14	9	23	15	19

Enquanto as americanas de 13, 15 e 18 anos receberam 1,5%, 6,2% e 4,5%, respectivamente. No Brasil, a disseminação de propagandas para o público infantil e adolescente é considerada ilegal e nos Estados Unidos a prática é regulamentada pela FTC [21] e COPPA [20].

Outra informação que é atribuída à stream antes da sua transmissão é a categoria. Sempre que uma stream é de um jogo, a categoria desta stream é o próprio jogo (Seção 3). Nossas personas assistiram apenas por transmissões ao vivo de jogos (Tabela 1), ou seja, com categorias de jogos. As streams recomendadas para as personas pela plataforma foram de diversas categorias, no total, foram encontradas 519 categorias de jogos e 9 categorias diversas. A Tabela 2 exibe as quantidades das principais categorias encontradas nas sugestões de streams ao vivo recebidas pelas personas. Em todas as personas, as categorias que mais apareceram, além dos jogos, foram de Só Bate-apo (*Just Chatting*) e Vida Real (*TRL*). A categoria Vida Real é usada para os streamers mostrarem suas vidas fora dos jogos, incluindo atividades do dia a dia, *hobbies* e interações sociais. Já a categoria Só Bate-apo é usada pelos streamers que querem conversar com sua comunidade, respondendo perguntas, discutindo notícias ou apenas interagindo de forma casual. Estas categorias não possuem qualquer classificação etária dentro da plataforma, mas o streamer continua podendo indicar previamente alguma CCL ou propaganda da transmissão. Por exemplo, para a persona BR\_13, 50% das streams ao vivo recomendadas da categoria Só Bate-apo possuíam no seu título a palavra “pix” e 18% continham a CCL de *Significant Profanity or Vulgarity* sinalizada pelo streamer.

Considerando que a maioria das streams da plataforma são de jogos, foi feita uma análise da classificação etária destes jogos presentes nas streams recomendadas para as personas de ambos os países. As personas de 13 e 15 anos do Brasil assistiram sem qualquer impedimento streams ao vivo dos jogos de Counter-Strike e GTA classificados pelo Classind como 16+ e 18+, respectivamente. O mesmo se deu para as personas de 13 e 15 anos dos Estados Unidos com os mesmos jogos classificados pelo ESRB como Mature. A Figura 6 mostra o resultado da avaliação de classificação etária, de acordo com o Classind, das streams recomendadas de acordo com os jogos das streams assistidas pela persona BR\_13. É possível observar na Figura 6 que a maioria dos jogos presentes na lista de streams recomendadas pela plataforma é até 12 anos (cor amarela). No entanto, apareceram jogos para maiores de 12 anos independentemente do jogo da stream que a persona BR\_13 estava assistindo. Ou seja, a persona BR\_13 assistindo o Minecraft, por exemplo, que é classificação livre pelo Classind, recebeu na lista de streams recomendadas, streams com jogos de classificação superior à sua idade (14+, 16+ e 18+). A mesma análise foi feita para a persona EUA\_13, porém de acordo com o ESRB. A Figura 7 mostra que o resultado se assemelha à persona BR\_13 onde a maioria das streams recomendadas são de Teens (cor amarela), mas é possível

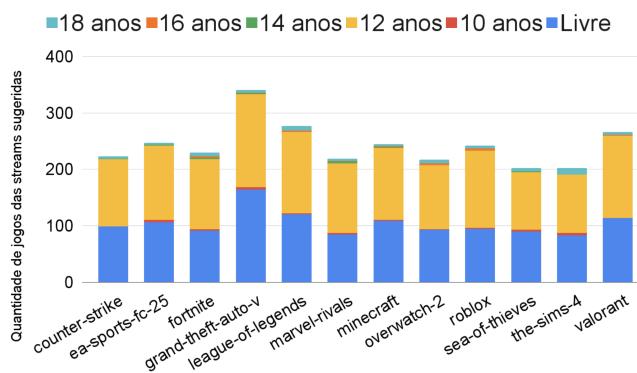


Figura 6: Classificação etária de acordo com o Classind dos jogos nas streams ao vivo sugeridas para a persona BR\_13.

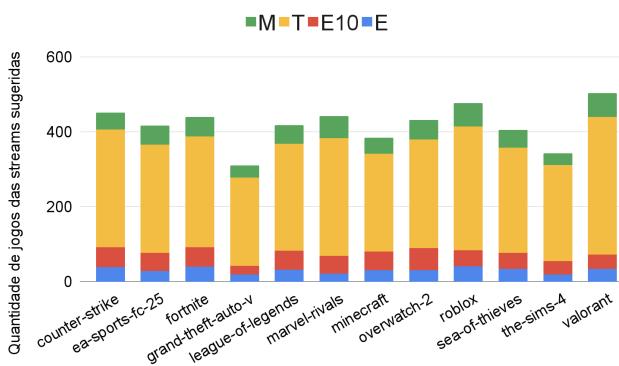


Figura 7: Classificação etária de acordo com o ESRB dos jogos nas streams ao vivo sugeridas para a persona EUA\_13.

observar a presença constante de jogos classificados como Mature (cor verde) pelo ESRB, independentemente da classificação etária do jogo da *stream* que a persona estava assistindo. Ainda que estas sugestões ocorram em decorrência do comportamento da persona deste trabalho, em assistir em dados momentos *streams* de jogos inapropriados (Counter-Strike e GTA), a própria plataforma parece reforçar este comportamento ao recomendar *streams* com jogos indevidos para as personas.

Mais do que a presença de *streams* com jogos indevidos, foi feita uma análise para tentar descobrir os jogos frequentes e identificar regras de associação entre eles de forma eficiente, sem explorar todas as combinações possíveis dos 519 jogos encontrados. Foi aplicado o algoritmo FP-Growth[7] nas listas de *streams* recomendadas pela plataforma por persona de ambos os países. O problema foi modelado da seguinte maneira: i) o jogo de cada *stream* recomendada por persona foi identificado como um item de um conjunto (*itemsets*), e ii) cada lista de *streams* recomendadas (*itemsets*) coletada no momento que uma persona assistiu uma transmissão ao vivo como uma transação (*tidset*). Assim, foi possível identificar os jogos (itens) mais frequentes para cada persona, conforme é mostrado na Tabela 3 com o respectivo suporte mínimo. Nesta tabela são elencados os 5 padrões mais frequentes por persona. Foram demarcados de

Tabela 3: Os cinco padrões de jogos das *streams* recomendadas mais frequentes por persona.

Persona	Suporte Mínimo	Padrão	Suporte Mínimo	Padrão
EUA_13	0.69 0.62 0.57	Fortnite Minecraft Valorant	0.50 0.50	Roblox Overwatch 2
EUA_15	0.66 0.62 0.49	Minecraft Fortnite Marvel Rivals	0.47 0.44	Overwatch 2 Valorant
EUA_18	0.73 0.65 0.55	Fortnite Valorant Overwatch 2	0.48 0.46	Fortnite e Valorant Marvel Rivals
BR_13	0.69 0.60 0.57	Counter-Strike Fortnite Marvel Rivals	0.55 0.52	Valorant Minecraft
BR_15	0.72 0.68 0.59	Counter-Strike Fortnite Marvel Rivals	0.58 0.51	Minecraft Overwatch 2
BR_18	0.73 0.67 0.49	Minecraft Counter-Strike Marvel Rivals	0.48 0.47	Fortnite Minecraft e Counter-Strike

vermelho os jogos que não são apropriados para a idade da persona de acordo com o sistema de classificação do seu país.

Os resultados reforçam que apesar da idade e localidade geográfica, ainda apareceram *streams* recomendadas com frequência de jogos que possuem classificação etária não indicada de acordo com as leis vigentes do país local das personas. Jogos como Counter-Strike e Valorant, por exemplo, possuem cenas gráficas de violência extrema, uso de linguagem imprópria, uso de cenas futurísticas e realistas, entre outras características de conteúdo considerado inadequado para crianças. Por exemplo, estes dois jogos apareceram em 69% e 55% nas listas de recomendações da persona BR\_13, respectivamente.

Para tentar entender melhor o conteúdo presente nas *streams* recomendadas pela plataforma, foi feito, também, uma análise das palavras mais frequentemente utilizadas nos títulos das *streams* pelos *streamers* através da frequência de cada termo, TF-IDF (Frequência de Termo-Freqüência Inversa de Documento) [42]. A Figura 8 e 9 apresentam o resultado gráfico desta análise das personas BR\_13 e EUA\_13, respectivamente. Esta visualização reforça o indício da presença de comandos, de sistemas de recompensas nas *streams* recomendadas com “pix”, “drops” e “loja” para as personas brasileiras e com “donate” para as personas americanas. De modo geral, para todas as três personas brasileiras, os termos mais frequentes foram o uso do emoji ! (indicação de comando), seguido pela palavra “loja” e “pix” nas personas brasileiras. E para as personas americanas, os termos mais frequentes foram o emoji 🎮 (indicação do status do streamer), seguidos de “drops” e “discord”.

Para tentar complementar o entendimento do conteúdo destas *streams* recomendadas pela plataforma, foi feito um ranking das tags mais usadas nas *streams* por personas. Para as personas de 13 e 15 anos do Brasil, as cinco tags mais frequentes foram: (1) “portugues”; (2) “fps” que significa frames por segundo; (3) “cs2” em referência ao jogo Counter-Strike; (4) “brasil”; (5) “gta” em



**Figura 8: TF-IDF dos termos presentes nos títulos das streams recomendadas para a persona BR\_13.**



**Figura 9: TF-IDF dos termos presentes nos títulos das streams recomendadas para a persona EUA\_13.**

referência ao jogo GTA. Ou seja, as *tags* mais utilizadas faziam referência a jogos que são de classificação etária do Classind de 16+ e 18+. Já para as personas americanas de 13 e 15 anos, as *tags* mais frequentes encontradas foram: (1) “english”; (2) “femboy”; (3) “gay”; (4) “esports”; (5) “twitchprideguild”. Estas *tags* fazem menções a questões de sexualidade e de jogos de combate de maneira geral.

Como exemplos de recomendações da plataforma, foram encontradas *streams* para a persona de 13 anos do Brasil com títulos como: “*live seduzindo seu pai sou sua madrasta agora oi filinho*”, “+18(SR ON) Vamos jogar! *.pix*” e “tu xera ! code ! LIVEPIX ! Onlyfans ! Comandos ! Discord ! Clip”. Esta persona também recebeu *streams* com *tags* como: ‘MulherDePreso’, ‘transgirl’, ‘Borderline’, ‘travestilactante’, ‘TranstornoPsicossomático’, ‘periodofértil’, ‘desempregada’, ‘MÃEAOS15ANOS’, ‘ExPresidiaria’. A persona de 13 anos do Estados Unidos também recebeu recomendação de *streams* com os títulos como: “Shhh... I’m not here! (I can’t sleep, short strim) 🌻 18+ come chill with me! ❤ for mama ploy always!” e “ 🔍CLICK HERE IF YOU LOVE YOUR MOM 🔍”. São exemplos de *tags* recebidas por EUA\_13: ‘LGBTQIA’, ‘18pluschannel’, ‘Gay’, ‘femboy’ e ‘LGBTQ’.

**Main Takeaway:** (i) Foram recomendadas *streams* com CCLs para as pessoas de 13 e 15 anos do Brasil e dos Estados Unidos; (ii) Apareceram *streams* nas recomendações com propaganda para todas as pessoas; (iii) Algumas recomendações de *streams* para crianças foram de categorias sem qualquer classificação etária; (iv) As pessoas de 13 e 15 anos receberam recomendações de *streams* de jogos com classificações etárias inapropriadas para suas idades, e no Brasil com grande frequência; (v) Foram identificados termos nos títulos das *streams* recomendadas e *tags* com menções a sistemas de recompensas;

## 6 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

A Twitch tem papel importante nas transmissões ao vivo de vídeos como mídia social voltada para o público *gaming*, e consequentemente infantil e adolescente. Este trabalho utilizou personas para simular a interação de usuários de 13, 15 e 18 anos do Brasil e dos Estados Unidos (usando VPN) dentro da plataforma. Durante um mês, estas personas entraram na Twitch de forma independente e assistiram a *streams* de um conjunto popular de jogos. Toda vez que uma persona assistiu a uma *stream*, a plataforma exibiu uma lista de *streams* ao vivo como recomendação. Este trabalho avaliou a adequação do conteúdo desta lista de *streams* recomendada durante a interação simulada do público infantil e adolescente, público este ainda está em formação e vulnerável [20].

Os resultados corroboram com o estado da arte, e preenchem uma lacuna de avaliação das recomendações da plataforma Twitch para crianças, que podem levar este público a consumir conteúdo inadequado. Apesar da existência de algum esforço de classificação de conteúdo, com a presença de flags como CCLs e conteúdo promocional, conexão da Twitch com o próprio IGDB para classificação etária dos jogos, os resultados indicam que estes esforços se mostram limitados perante os desafios de construção de um ambiente seguro para as crianças. As pessoas de 13 e 15 anos deste trabalho receberam como recomendação *streams* com CCLs, propagandas, *tags* e títulos com menções a sistemas de recompensa, e principalmente, *streams* de jogos com classificação etária indevida de acordo com as regulações de seus países.

Apesar de políticas públicas voltadas à proteção infantil, os achados deste trabalho mostram que crianças ainda são expostas à recomendações de conteúdo inadequado. Isso evidencia a necessidade de aprimorar algoritmos de recomendação e diretrizes de uso, bem como de orientar pais e responsáveis sobre os riscos associados à navegação infantil em plataformas de streaming. Mesmo com políticas de classificação e publicidade infantil, os resultados reforçam a necessidade de novas soluções técnicas e regulatórias que ampliem a proteção e o acompanhamento do uso infantil dessas plataformas.

Como trabalhos futuros, sugere-se uma análise com pessoas de idades distintas e em maior quantidade, além do uso em outras plataformas. Aumentar as estratégias de seleção de jogos de busca representa uma direção promissora para pesquisas futuras.

## ACKNOWLEDGMENTS

Este trabalho contou com apoio do CNPq, FAPEMIG, CAPES e Instituto Nacional de Ciéncia e Tecnologia em Inteligencia Artificial Responsável para Linguística Computacional e Tratamento e Disseminação de Informação (INCT-TILD-IAR – Grant #408490/2024-1).

## REFERÊNCIAS

- [1] Sharifa Alghowinem. 2019. *A Safer YouTube Kids: An Extra Layer of Content Filtering Using Automated Multimodal Analysis: Proceedings of the 2018 Intelligent Systems Conference (IntelliSys)* Volume 1. 294–308. doi:10.1007/978-3-030-01054-6\_21
- [2] Suzan Ali, Mounir Elgarabawy, Quentin Duchaussay, Mohammad Mannan, and Amr Youssef. 2020. Betrayed by the Guardian: Security and Privacy Risks of Parental Control Solutions. In *Proceedings of the 36th Annual Computer Security Applications Conference* (Austin, USA) (ACSAC '20). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 69–83. doi:10.1145/3427228.3427287
- [3] Shiza Ali, Afsaneh Razi, Seunghyun Kim, Ashwaq Alsoubai, Joshua Gracie, Munmun Choudhury, Pamela Wisniewski, and Gianluca Stringhini. 2022. Understanding the Digital Lives of Youth: Analyzing Media Shared within Safe Versus Unsafe Private Conversations on Instagram. 1–14. doi:10.1145/3491102.3501969
- [4] Saeed Ibrahim Alqahtani, Wael M. S. Yafooz, Abdullah Alsaeedi, Liyakathunisa Syed, and Reyadah Alluhaibi. 2023. Children's Safety on YouTube: A Systematic Review. *Applied Sciences* 13, 6 (2023). doi:10.3390/app13064044
- [5] Sultan Alshamrani. 2020. Detecting and Measuring the Exposure of Children and Adolescents to Inappropriate Comments in YouTube. In *Proceedings of the 29th ACM International Conference on Information & Knowledge Management* (Virtual Event, Ireland) (CIKM '20). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 3213–3216. doi:10.1145/3340531.3418511
- [6] Sultan Alshamrani, Ahmed Abusnaina, Mohammed Abuhamad, Daehun Nyang, and David Mohaisen. 2021. Hate, Obscenity, and Insults: Measuring the Exposure of Children to Inappropriate Comments in YouTube. In *Companion Proceedings of the Web Conference 2021* (Ljubljana, Slovenia) (WWW '21). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 508–515. doi:10.1145/3442442.3452314
- [7] Christian Borgelt. 2005. An implementation of the FP-growth algorithm. In *Proceedings of the 1st International Workshop on Open Source Data Mining: Frequent Pattern Mining Implementations* (Chicago, Illinois) (OSDM '05). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 1–5. doi:10.1145/1133905.1133907
- [8] Elena Bozzola, Giulia Spina, Rino Agostiniani, Sarah Barni, Rocco Russo, Elena Scarpato, Antonio Di Mauro, Antonella Stefano, Cinthia Caruso, Giovanni Corsello, and Annamaria Staiano. 2022. The Use of Social Media in Children and Adolescents: Scoping Review on the Potential Risks. *International Journal of Environmental Research and Public Health* 19 (08 2022), 9960. doi:10.3390/ijerph19169960
- [9] Brasil. 1990. Lei nº 8.069, de 13 de julho de 1990. [https://www.planalto.gov.br/civil\\_03/leis/l8069.htm](https://www.planalto.gov.br/civil_03/leis/l8069.htm) Acessado em agosto de 2025.
- [10] Brasil. 1990. Lei nº 8.078, de 11 de setembro de 1990. [https://www.planalto.gov.br/civil\\_03/leis/l8078compilado.htm](https://www.planalto.gov.br/civil_03/leis/l8078compilado.htm) Acessado em agosto de 2025.
- [11] Brasil. 2014. Lei nº 12.965, de 23 de abril de 2014. <https://www.cgi.br/pagina/marco-civil-law-of-the-internet-in-brazil/180> Acessado em agosto de 2025.
- [12] Josemar Alves Caetano, Cecilia Capuruche Bouchardet, and Humberto Torres Marques-Neto. 2023. Identifying and Characterizing Child Advertising on Instagram. In *Proceedings of the 3rd International Workshop on Open Challenges in Online Social Networks* (Rome, Italy) (OASIS '23). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 9–13. doi:10.1145/3599696.3612896
- [13] Sandra Calvert. 2008. Children as Consumers: Advertising and Marketing. *The Future of children / Center for the Future of Children, the David and Lucile Packard Foundation* 18 (03 2008), 205–34. doi:10.1353/foc.0.0001
- [14] Jeng-Yu Chou and Brian Levine. 2024. A Quantitative Analysis of Inappropriate Content, Age Rating Compliance, and Risks to Youth on the Whisper Platform. In *Proceedings of the 19th International Conference on Availability, Reliability and Security* (Vienna, Austria) (ARES '24). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, Article 192, 10 pages. doi:10.1145/3664476.3670907
- [15] Mark Claypool, Daniel Farrington, and Nicholas Muesch. 2015. Measurement-based analysis of the video characteristics of Twitch.tv. In *2015 IEEE Games Entertainment Media Conference (GEM)*. 1–4. doi:10.1109/GEM.2015.7377227
- [16] Brian Dean. 2025. Twitch Usage and Growth Statistics: How Many People Use Twitch? <https://backlinko.com/twitch-users> Acessado em agosto de 2025.
- [17] Jie Deng, Felix Cuadrado, Gareth Tyson, and Steve Uhlig. 2015. Behind the game: exploring the twitch streaming platform. In *Proceedings of the 2015 International Workshop on Network and Systems Support for Games* (Zagreb, Croatia) (NetGames '15). IEEE Press, Article 8, 6 pages.
- [18] Entertainment Software Rating Board. 2025. Entertainment Software Rating Board. <https://www.esrb.org/> Acessado em agosto de 2025.
- [19] eSafety Commissioner. 2022. *Mind the Gap: Parental awareness of children's exposure to risks online*. Technical Report. Australian Government. <https://www.esafety.gov.au/research/mind-the-gap>.
- [20] Federal Trade Commission. 2025. Children's Online Privacy Protection Rule ("COPPA"). <https://www.ftc.gov/legal-library/browse/rules/childrens-online-privacy-protection-rule-coppa> Acessado em agosto de 2025.
- [21] Federal Trade Commission. 2025. Federal Trade Commission. <https://www.ftc.gov/> Acessado em agosto de 2025.
- [22] Flávio Figueiredo, Felipe Giori, Guilherme Soares, Mariana Arantes, Jussara M. Almeida, and Fabricio Benevenuto. 2020. Understanding Targeted Video-Ads in Children's Content. In *Proceedings of the 31st ACM Conference on Hypertext and Social Media* (Virtual Event, USA) (HT '20). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 151–160. doi:10.1145/3372923.3404787
- [23] Carla Fisher. 2014. *Designing games for children: Developmental, usability, and design considerations for making games for kids*. Routledge.
- [24] Virginia N. L. Franqueira, Jessica A. Annor, and Ozgur Kafali. 2022. Age Appropriate Design: Assessment of TikTok, Twitch, and YouTube Kids. arXiv:2208.02638 [cs.CY] <https://arxiv.org/abs/2208.02638>
- [25] Frithiof, Christian. 2014. Internet Game Database (IGDB). <https://www.igdb.com/> Acessado em agosto de 2025.
- [26] Myrsini Gkolemi, Panagiotis Papadopoulos, Evangelos Markatos, and Nicolas Kourtellis. 2022. YouTubers Not madeForKids: Detecting Channels Sharing Inappropriate Videos Targeting Children. In *Proceedings of the 14th ACM Web Science Conference 2022* (Barcelona, Spain) (WebSci '22). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 370–381. doi:10.1145/3501247.3531556
- [27] Kênia C. Gonçalves, Maria Simões, Renato M. Filho, and Jussara M. Almeida. 2025. Caracterização e avaliação do controle de acesso dos servidores do Discord para o público infantil e adolescente. In *Anais do XIV Brazilian Workshop on Social Network Analysis and Mining* (Maceió/AL). SBC, Porto Alegre, RS, Brasil, 120–133. doi:10.5753/brasnam.2025.8855
- [28] Kênia C. Gonçalves, Flávio Soriano, Humberto T. Marques-Neto, and Jussara M. Almeida. 2025. Exposure of Kids to Age-Inappropriate Content on Twitch: A Comparative Cross-Country Study. *Social Networks Analysis and Mining - SNAM* (2025). doi:10.21203/rs.3.rs-6793282/v1 PREPRINT (Version 1) available at Research Square - Manuscript submitted, revised and approved for publication.
- [29] Daniel Gros, Brigitta Wanner, Anna Hackenholt, Piotr Zawadzki, and Kathrin Knautz. 2017. World of Streaming. Motivation and Gratification on Twitch. In *Social Computing and Social Media. Human Behavior*, Gabriele Meiselwitz (Ed.). Springer International Publishing, Cham, 44–57.
- [30] Wenlin Han and Madhura Ansingkar. 2020. Discovery of ElsaGate: Detection of Sparse Inappropriate Content from Kids Videos. In *2020 Zooming Innovation in Consumer Technologies Conference* (ZINC). 46–47. doi:10.1109/ZINC50678.2020.9161808
- [31] International Telecommunication Union. 2024. *Measuring digital development: Facts and figures 2024*. Technical Report. International Telecommunication Union.
- [32] Akari Ishikawa, Edson Bollis, and Sandra Avila. 2019. Combating the ElsaGate phenomenon: Deep learning architectures for disturbing cartoons. In *7th International Workshop on Biometrics and Forensics (IWBFF)*. doi:10.48550/arXiv.1904.08910
- [33] Nathan Jackson and Mark Johnson. 2024. Frictions and flows in Twitch's platform economy: viewer spending, platform features and user behaviours. *Information, Communication Society* 27 (05 2024), 1–21. doi:10.1080/1369118X.2024.2331766
- [34] Rishabh Kaushal, Srishti Saha, Payal Bajaj, and Ponnurangam Kumaraguru. 2016. KidsTube: Detection, characterization and analysis of child unsafe content promoters on YouTube. In *2016 14th Annual Conference on Privacy, Security and Trust (PST)*. 157–164. doi:10.1109/PST.2016.7906950
- [35] Katherine Klosek. 2021. Issue Brief: Section 230 of the Communications Decency Act: Research Library Perspectives. <https://doi.org/10.29242/brief.section230cda2021> Acessado em agosto de 2025.
- [36] Michel Laterman, Martin Arlitt, and Carey Williamson. 2017. A campus-level view of Netflix and Twitch: Characterization and performance implications. In *2017 International Symposium on Performance Evaluation of Computer and Telecommunication Systems (SPECTS)*. 1–8. doi:10.23919/SPECTS.2017.8046774
- [37] Huyen Le, Raven Maragh, Brian Ekdale, Andrew High, Timothy Havens, and Zubair Shahid. 2019. Measuring Political Personalization of Google News Search. In *The World Wide Web Conference* (San Francisco, CA, USA) (WWW '19). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 2957–2963. doi:10.1145/3308558.3313682
- [38] Sonia Livingstone and Kim R. Sylvander. 2025. There is no right age! The search for age-appropriate ways to support children's digital lives and rights. *Journal of Children and Media* 19, 1 (2025), 6–12. doi:10.1080/17482798.2024.2435015
- [39] Keri Mallari, Spencer Williams, and Gary Hsieh. 2021. Understanding Analytics Needs of Video Game Streamers. In *Proceedings of the 2021 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (Yokohama, Japan) (CHI '21). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, Article 337, 12 pages. doi:10.1145/3411764.3445320
- [40] Common Sense Media. 2021. *The Common Sense Census: Media Use by Tweens and Teens 2021*. Technical Report. Common Sense Media. <https://www.commonsensemedia.org/research/the-common-sense-census-media-use-by-tweens-and-teens-2021> Acessado em maio de 2025.
- [41] Kostantinos Papadomou, Antonis Papasavva, Savvas Zannettou, Jeremy Blackburn, Nicolas Kourtellis, Ilias Leontiadis, Gianluca Stringhini, and Michael Sirivianos. 2020. Disturbed YouTube for Kids: Characterizing and Detecting Inappropriate Videos Targeting Young Children. *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media* 14 (05 2020), 522–533. doi:10.1609/icwsm.v14i1.7320
- [42] Anand Rajaraman and Jeffrey David Ullman. 2011. *Data Mining*. Cambridge University Press, 1–17.
- [43] Martin Sas, Maarten Denoo, and Jan Tobias Mühlberg. 2023. Informing Children about Privacy: A Review and Assessment of Age-Appropriate Information Design in Kids-Oriented F2P Video Games. *Proc. ACM Hum.-Comput. Interact.* 7,

- CHI PLAY, Article 390 (Oct. 2023), 39 pages. doi:10.1145/3611036
- [44] Selenium Project. 2025. Selenium: Browser Automation. <https://www.selenium.dev/> Acessado em agosto de 2025.
- [45] Luana Assis Silva, Kénia C. Gonçalves, Humberto T. Marques-Neto, and Jussara M. Almeida. 2025. Is it safe? Analysis of Live Streams Targeted at Kids on Twitch.tv. In *Proceedings of the 17th ACM Web Science Conference 2025 (Websci '25)*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 369–378. doi:10.1145/3717867.3717907
- [46] Max Sjöblom and Juho Hamari. 2017. Why do people watch others play video games? An empirical study on the motivations of Twitch users. *Computers in Human Behavior* 75 (2017), 985–996. doi:10.1016/j.chb.2016.10.019
- [47] Abbie Speed, Alycia Burnett, and Tom Robinson II. 2023. Beyond the Game: Understanding why people enjoy viewing Twitch. *Entertainment Computing* 45 (2023), 100545. doi:10.1016/j.entcom.2022.100545
- [48] Reed Stevens, Tom Satwicz, and Laurie McCarthy. 2008. In-game, in-room, in-world: Reconnecting video game play to the rest of kids' lives. *The ecology of games: Connecting youth, games, and learning* (2008).
- [49] Mariya Stoilova, Monica Bulger, and Sonia Livingstone. 2023. Do parental control tools fulfil family expectations for child protection? A rapid evidence review of the contexts and outcomes of use. *Journal of Children and Media* 18 (10 2023), 1–21. doi:10.1080/17482798.2023.2265512
- [50] Rashid Tahir, Faizan Ahmed, Hammas Saeed, Shiza Ali, Fareed Zaffar, and Christo Wilson. 2020. Bringing the kid back into YouTube kids: detecting inappropriate content on video streaming platforms. In *Proceedings of the 2019 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining* (Vancouver, British Columbia, Canada) (ASONAM '19). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 464–469. doi:10.1145/3341161.3342913
- [51] Twitch Interactive. 2025. Branded Content Policy. [https://help.twitch.tv/s/article/branded-content-policy?language=en\\_US](https://help.twitch.tv/s/article/branded-content-policy?language=en_US) Acessado em agosto de 2025.
- [52] Twitch Interactive. 2025. Twitch API Documentation. <https://dev.twitch.tv/docs/api/> Acessado em agosto de 2025.
- [53] TwitchTracker. 2025. Twitch Statistics Charts. <https://twitchtracker.com/statistics> Acessado em agosto de 2025.
- [54] UNICEF. 2020. *Children and young people's internet access at home during COVID-19: UNICEF analysis based on the Multiple Indicator Cluster Surveys (MICS)*. UNICEF. <https://data.unicef.org/resources/children-and-young-people-internet-access-at-home-during-covid19/> Acessado em novembro de 2024.
- [55] Michel Wijkstra, Katja Rogers, Regan L. Mandryk, Remco C. Veltkamp, and Julian Frommel. 2024. How To Tame a Toxic Player? A Systematic Literature Review on Intervention Systems for Toxic Behaviors in Online Video Games. *Proc. ACM Hum.-Comput. Interact.* 8, CHI PLAY, Article 315 (Oct. 2024), 32 pages. doi:10.1145/3677080
- [56] Zhiyong Xiong and Minshi Fu. 2024. A Serious Game for Children's Creative Thinking Training Based on Experiential Gaming Model. In *Proceedings of the 2024 International Symposium on Artificial Intelligence for Education (ISAIE '24)*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 383–388. doi:10.1145/3700297.3700363
- [57] Benjamin Zablotsky, Basilica Arockiaraj, Gelila Haile, and Amanda E. Ng. 2024. Daily Screen Time Among Teenagers: United States. In *National Center for Health Statistics - National Health Interview Survey*. doi:10.15620/cdc/168509