

Análise da Toxicidade Contra Mulheres em Jogos Online: Um Estudo da Plataforma Twitch no Contexto Brasileiro

Ana Lucia Oliveira de Paula

Departamento de Ciência da Computação

Universidade Federal de Minas Gerais

analop@ufmg.br

Professora Orientadora: Ana Paula Couto

Resumo—A indústria de jogos digitais tem apresentado crescimento exponencial nos últimos anos. No Brasil, mulheres que participam destas comunidades online enfrentam diferentes formas de violência, tais como verbais e estruturais, durante suas interações nestes ambientes. Neste trabalho investigamos a toxicidade de gênero presente em chats de transmissões ao vivo na plataforma Twitch.

Palavras-chave—Plataformas de jogos online, Twitch, Toxicidade online, Misoginia.

I. INTRODUÇÃO

A indústria dos jogos online vem crescendo exponencialmente, tornando-se não apenas o passatempo favorito de muitas pessoas, mas também uma importante fonte de renda para diversos indivíduos. Segundo [10], jogadores ao redor do mundo geraram mais de 187 bilhões de dólares em receita, e a expectativa é que o mercado alcance 213,3 bilhões em 2027, impulsionado significativamente pelo aumento do público que utiliza computadores para jogar.

Jogos online são aqueles cujo acesso se dá por meio da internet ou que necessitam dela para se aproveitar todos os seus recursos, sendo que vários permitem a interação durante e dentro do ambiente de jogo [2]. Quando se fala em jogos online, ainda é comum a percepção de que se trata de uma atividade predominantemente masculina [8]. No entanto, uma pesquisa divulgada em [11], aponta que, em 2025, 53,2% dos usuários brasileiros de jogos eletrônicos são mulheres.

Neste universo, as mulheres também se tornaram público-alvo recorrente de violência. Um estudo apresentado em [4] aponta que 43% das entrevistadas relataram que suas falhas durante as partidas são frequentemente atribuídas ao seu gênero, além de não se sentirem tratadas de forma igualitária em relação aos homens. Esse cenário de hostilidade compromete significativamente a experiência dessas jogadoras brasileiras e evidencia a urgência de se discutir a toxicidade de gênero presente nesses ambientes virtuais, sobretudo no contexto brasileiro onde as mulheres constituem a maior parte deste público.

Diante dessa problemática, este trabalho busca compreender as nuances e características da violência de gênero no Brasil

em jogos online, investigando como a toxicidade e a opressão de gênero se manifestam em diferentes contextos, tipos de jogos e entre transmissões de *streamers* mulheres e homens.

Neste contexto, é abordado as seguintes perguntas de pesquisa (QP):

- (QP1) Como se manifesta o mecanismo de opressão de gênero em jogos online no Brasil, considerando Twitch¹?
- (QP2) Quais são as diferenças na ocorrência de toxicidade de gênero entre transmissões realizadas por *streamers* mulheres e *streamers* homens?

Para conduzir essa avaliação, o trabalho propõe a construção de um conjunto de dados, baseado em chats de canais brasileiros na Twitch. Para viabilizar uma análise em larga escala de sua estrutura discursiva, a abordagem utiliza técnicas de Processamento de Linguagem Natural (PLN), tais como a modelagem de tópicos com BERTopic [17] e a análise de proximidade semântica por vetores (embeddings).

Este artigo está organizado da seguinte forma: na Seção II, apresenta-se o referencial teórico e trabalhos correlatos. Na Seção III, é descrita a metodologia utilizada para gerar os resultados dessa pesquisa. A Seção IV discute os resultados obtidos, com uma análise comparativa entre diferentes chats. Por fim, a Seção V apresenta as conclusões e sugestões para trabalhos futuros.

II. TRABALHOS RELACIONADOS

Nesta seção apresentamos, de forma não exaustiva, trabalhos que analisam o tratamento recebido por mulheres em plataformas de jogos online.

O estudo realizado apresentado em [2] evidencia que os episódios de violência simbólica direcionados às mulheres ultrapassam o momento da partida em si. A partir de entrevistas realizadas com mulheres brasileiras que jogam, todas as participantes relataram impactos diretos em seu desempenho durante o jogo, bem como alterações significativas em seu humor e estado emocional após essas ocorrências. As entrevistadas também descreveram sentimentos intensos e persistentes

¹<https://www.twitch.tv/>

que transbordam para a vida offline, influenciando comportamentos e decisões relacionadas aos jogos. Além disso, o estudo revela um sentimento amplamente compartilhado de que o simples fato de serem mulheres já as torna alvo de hostilidade. Em diversos relatos, fica evidente a percepção de que, caso a mesma situação fosse vivenciada por um homem, o resultado não envolveria atitudes hostis: (...) se fosse um outro cara falando ‘não sou obrigado, ele não ia falar nada mesmo sabe. Quando eu jogo com nick neutro não acontece nada. Quando eu jogo com nick feminino, chove agressividade.

Além disso, o estudo apresentado em [2] destaca que a misoginia nos ambientes de jogos não se restringe exclusivamente às jogadoras. Frequentemente, mulheres próximas aos jogadores homens (mães ou namoradas) também se tornam alvo de insultos. O trabalho expõe casos explícitos de hostilidade contra *streamers* mulheres, incluindo o de uma jogadora que foi atacada publicamente por não usar maquiagem em suas transmissões, sendo alvo de ofensas com teor machista e violento.

O estudo aponta ainda que os canais de comunicação presentes nos jogos online, como chat e voz, constituem os principais meios de manifestação dessa hostilidade de gênero. Os relatos coletados mostram que, ao utilizarem *nicks* FEMININAS, as jogadoras são alvo frequente de agressões verbais e xingamentos, sendo que esta situação raramente ocorreria se adotassem *nicks* neutros ou masculinos. A autora destaca, por fim, que o canal de voz é historicamente aquele onde a toxicidade de gênero se manifesta de forma mais intensa.

Os autores de [3] realizaram uma pesquisa por meio de *survey* com 1.004 participantes brasileiros que jogam o jogo *League of Legends*, identificando que comportamentos tóxicos durante partidas são percebidos com maior frequência por mulheres do que por homens. Entre as agressões mais relatadas, destacam-se os xingamentos de cunho machista, diretamente relacionados ao gênero feminino.

Esses relatos dialogam com a perspectiva teórica apresentada por [5], segundo a qual a violência de gênero é um reflexo direto das relações de poder historicamente desiguais entre homens e mulheres. Nos jogos online, esse desequilíbrio se traduz em manifestações simbólicas e verbais que reforçam estigmas e marginalizam a participação feminina. Tal padrão também é observado nos dados de [4], que apontam que 43% das jogadoras têm suas falhas atribuídas ao gênero, revelando a naturalização dessas desigualdades nas interações online.

É inconsistente a relevância do debate sobre gênero nos jogos online, destacando o crescimento da participação feminina, a persistência de práticas misóginas e a importância de se investigar como essas hostilidades se manifestam em diferentes jogos e canais de comunicação. A importância de trabalhos em língua portuguesa se torna ainda maior, dada a grande participação de usuários brasileiros no mundo *gamer*. As análises realizadas neste trabalho colaboraram para compreender como este tipo de dinâmica surge e é conduzida em ambientes de comunidades brasileiras na Twitch.

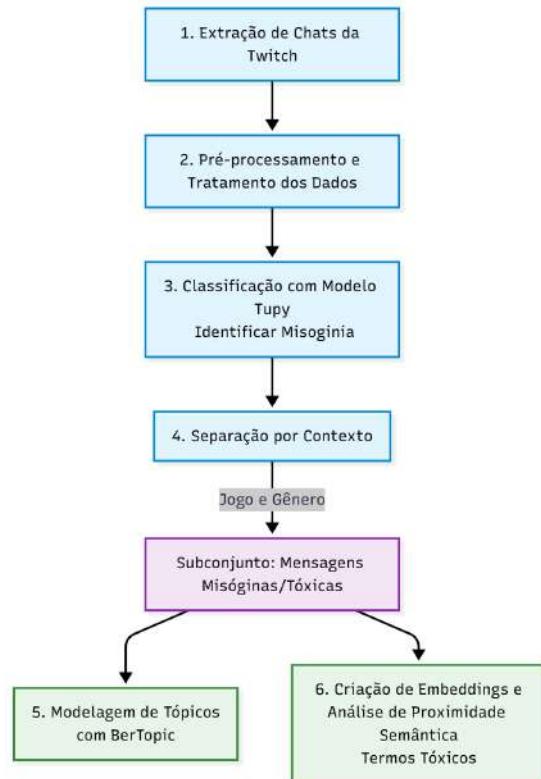


Fig. 1. Principais etapas da metodologia.

III. METODOLOGIA

A Figura 1 apresenta as principais etapas da metodologia utilizada neste trabalho, detalhadas nesta seção.

A. Coleta dos Dados

Os dados coletados na plataforma Twitch foram extraídos somente de canais com transmissão online de jogos em português brasileiro, através da biblioteca TwitchDownloader², que permite extraer uma grande variedade informações dos usuários, *streamers* e interações no chat a partir de um ID de transmissão. A motivação para a criação deste conjunto de dados em português está na escassez de materiais semelhantes na literatura acadêmica, especialmente quando comparados à quantidade de conjuntos de dados disponíveis em inglês sobre plataformas de transmissão de jogos online.

A seleção de canais foi baseada nos títulos mais populares e relevantes na indústria de jogos. Restringimos a coleta às transmissões de cinco jogos: *League of Legends*, *Counter-Strike*, *Valorant*, *Fortnite* e *Roblox*. Por exemplo, o *Roblox* é o jogo de computador mais popular entre mulheres brasileiras, segundo a Pesquisa [11]. Para cada canal de jogo, foram selecionados cinco *streamers*, sendo três mulheres e dois homens, com base nos critérios de média de espectadores (*viewers*), número de seguidores e atividade na plataforma, extraídos da plataforma

²https://github.com/lay295/TwitchDownloader/blob/master/README_pt-br.md

Tabela I
RELAÇÃO ENTRE *streamers* SELECIONADOS, MÉDIA DE *viewers* E SEGUIDORES

Jogo	Streamer	Gênero	Média de Viewers	Seguidores
League of Legends	sabrinoca	Feminino	1184	69,9K
League of Legends	JuMayumin	Feminino	561	449K
League of Legends	ABruxADC	Feminino	14,5	835
League of Legends	Baiano	Masculino	3118	1,1M
League of Legends	Minerva	Masculino	3021	402K
Counter-Strike	carolzinhags	Feminino	63,8	88,9K
Counter-Strike	vampirafps	Feminino	55,1	33,3K
Counter-Strike	chaaybeatriz	Feminino	21,2	6K
Counter-Strike	gaulestv	Masculino	4982	273K
Counter-Strike	michel	Masculino	614	668K
Valorant	yayahuz	Feminino	1302	584K
Valorant	yulla	Feminino	820	309K
Valorant	Nivyzera	Feminino	58,7	36,1K
Valorant	Tck10	Masculino	8637	697K
Valorant	sacy	Masculino	6919	794K
Fortnite	coraltv	Feminino	324	24,6K
Fortnite	kariuxaa	Feminino	107	4,8K
Fortnite	danizinhhah	Feminino	84,5	40,2K
Fortnite	Vascurredo	Masculino	2016	53,4K
Fortnite	fragger_andropt	Masculino	456	148K
Roblox	nanaluizam	Feminino	23,2	5,8K
Roblox	nayuchan	Feminino	17,3	54K
Roblox	emyshai	Feminino	14,1	54K
Roblox	godenot	Masculino	387	163K
Roblox	lucasroxgames	Masculino	15,5	13,7K

TwitchTracker.³ Adicionalmente, foram coletadas mensagens do chat a cada intervalo de uma hora de transmissão. Nossa conjunto de dados original é formado por 694.608 mensagens, com transmissões de 1105 horas de jogos online destes canais.

Para o jogo *League of Legends*, foram coletadas 341 horas, 20 minutos e 9 segundos de transmissão; para *Counter-Strike*, 289 horas, 23 minutos e 30 segundos; para *Valorant*, 212 horas e 78 minutos; para *Fortnite*, 202 horas; e, por fim, para *Roblox*, foram coletadas 57 horas e 47 minutos. O jogo *Roblox* apresentou a menor quantidade de horas de transmissão, o que pode ser atribuído à escassez de *streamers* e transmissões disponíveis na plataforma. Esse dado é particularmente relevante, pois revela uma discrepância: embora *Roblox* seja apontado como o jogo mais popular entre o público feminino no Brasil, segundo a Pesquisa Game Brasil [11], isso não se reflete proporcionalmente no volume de transmissões ao vivo. Em relação ao total de horas de transmissão por gênero, em nossos dados foram registradas aproximadamente 594 horas de transmissão para *streamers* do gênero feminino, enquanto para o gênero masculino foram contabilizadas cerca de 511 horas.

A Tabela I apresenta a relação dos jogadores selecionados, com informações como gênero, média de *viewers* e total de seguidores.

B. Pré-processamento e Tratamento dos Dados

Para as análises realizadas neste trabalho, foram excluídas do nosso conjunto de dados mensagens enviadas por bots, mensagens contendo URLs, palavras iniciadas por “!” (relacionadas a comandos), menções a outros usuários e também

textos em inglês. Para o filtro de língua, utilizamos a biblioteca PyEnchant⁴, que permite verificar se uma palavra pertence a um determinado dicionário de idioma.

Após a filtragem inicial, os dados foram submetidos à *Normalização Linguística*, que visa padronizar variações e abreviações comuns em ambientes de chat, e à *Lematização com Remoção de Stop Words*, que tem como finalidade reduzir as palavras à sua forma base e eliminar termos irrelevantes para a análise semântica, brevemente descritas a seguir.

Para a realização da *Normalização Linguística*, utilizamos um dicionário de abreviações e gírias comumente utilizadas em chats da Twitch, substituindo termos informais, siglas, expressões de jogos e abreviações por suas formas completas ou significados equivalentes. Adicionalmente, definimos padrões para remoção de conteúdos não relevantes para análise, incluindo emoticons específicos da Twitch, padrões de spam (como repetições excessivas de caracteres ou palavras), e expressões típicas de risadas ou interjeições. Essa limpeza visa garantir maior consistência semântica e lexical nos dados textuais. Já para a etapa de *Lematização*, utilizamos a biblioteca Spacy⁵, da Explosion AI, que tem um lematizador preciso para português.

A final desta fase de pré-processamento e tratamento dos dados, o conjunto de dados final possui 694.608 mensagens de chats, com 2.294.542 de palavras.

C. Modelo para Detecção de Discurso Misógino

Para a tarefa de detecção de mensagens com discurso misógino, aplicamos o modelo TuPy-Bert-Base-Multilabel⁶,

⁴<https://pyenchant.github.io/pyenchant/>

⁵<https://spacy.io/models/pt>

⁶<https://huggingface.co/Silly-Machine/TuPy-Bert-Base-Multilabel>

³TwitchTracker: <https://twitchtracker.com/>

baseado na arquitetura BERT. Esse modelo foi previamente ajustado com o corpus TuPyE⁷, um dos maiores conjuntos de dados anotados em português para detecção automática de discurso de ódio. O corpus contém 43.668 tweets, rotulados por 129 voluntários em 11 categorias de linguagem tóxica (*ageism, aporophobia, body shame, capitalism, LGBTphobia, political, racism, religious intolerance, misogyny, xenophobia e others*). A categoria *misogyny* é uma das mais proeminentes no TuPy-E, representando 17,92% das instâncias de ódio, sendo a segunda mais frequente após *others*. A análise dos dados evidencia ainda um destaque para insultos relacionados a gênero, com termos como *mulher, gorda e feia* frequentemente associados a manifestações misóginas.

D. Análise de Proximidade Semântica

Para realizar a análise de proximidade semântica, utilizamos o Word2vec⁸, um framework baseado em redes neurais amplamente empregado no Processamento de Linguagem Natural para gerar representações vetoriais de palavras, as *words embeddings*.

O modelo *Skip-Gram* ($sg = 1$) foi selecionado por apresentar melhor desempenho em corpora extensos e por capturar de maneira mais eficaz relações semânticas envolvendo termos de baixa frequência. Para o treinamento, foram definidos os seguintes hiperparâmetros: $window = 8$, $vector-size = 100$ e $epochs = 10$. Esses valores resultaram dos experimentos conduzidos no conjunto de dados, tendo se mostrado aqueles que produziram representações mais consistentes e interpretações mais claras dos vetores.

E. Análise de Tópicos Emergentes

Para identificar as principais temas emergentes nos chats tóxicos, aplicou-se modelagem de tópicos, utilizando o modelo BERTopic [17], reconhecido pelo seu desempenho estado da arte nesta tarefa. Este método usa representação vetorial (*embeddings*) para preservar a essência semântica das sentenças e agrupamento das representações (após redução de dimensionalidade) com base em suas similaridades. Para a parametrização, foi seguida a documentação do BERTopic⁹ e uma exploração leve para equilibrar número de tópicos e tamanho do corpus. A configuração final empregou o modelo de *embeddings neuralmind/bert-base-portuguese-cased*, UMAP com $n-neighbors = 15$, $n-components = 5$, $min-dist = 0.0$ e métrica coseno, HDBSCAN com $min-cluster-size = 10$, $min-samples = 10$ e métrica euclidiana, além de vetorização *c-TF-IDF* filtrando termos com frequência abaixo de 5% ou acima de 95% no corpus. Por fim, foi definido o $min-topic-size = 5$ e $top-n-words = 10$.

IV. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Esta seção apresenta a análise do conjunto de dados coletado. Para uma compreensão melhor das discussões apresentadas, foi necessário manter a fidelidade ao conteúdo textual

Tabela II
QUANTIDADES DE MENSAGENS TÓXICAS POR JOGO

Jogo	Quantidade de mensagens	Porcentagem
League of Legends	2.370	47,6%
Counter-Strike	1.196	24%
Valorant	1.109	22,3%
Fortnite	258	5,2%
Roblox	49	1%

presente nos chats das transmissões dos canais selecionados. Nesse sentido, alguns trechos contêm termos ofensivos, de baixo calão ou que configuram discurso de ódio. A presença dessas expressões se justifica pela natureza da pesquisa, cujo objetivo é examinar padrões de toxicidade e hostilidade direcionados às mulheres no ambiente dos jogos online. Tais termos são reproduzidos neste trabalho exclusivamente para fins analíticos, com o devido cuidado ético e a intenção de promover uma reflexão crítica sobre o contexto em que aparecem. É importante ressaltar que eles não refletem, em nenhuma instância, a visão ou concordância da autora, sendo apresentados apenas como evidência empírica da problemática investigada.

Toda a análise semântica e a modelagem de tópicos foi realizada apenas nas mensagens classificadas como misóginas pelo modelo *TuPy-Bert-Base-Multilabel*.

A. Desempenho do Modelo de Detecção de Misoginia

O modelo TuPy-Bert-Base-Multilabel¹⁰, baseado na arquitetura BERT no corpus TuPy-E, apresentou para a classe misoginia os seguintes resultados de desempenho: 0,65 de precisão, 0,60 de recall e 0,62 de F1-score, enquanto as métricas médias gerais foram 0,86 (precisão), 0,85 (recall) e 0,85 (F1-score). Assim, considerando seu desempenho para a classe de interesse e a semelhança linguística entre tweets e chats da Twitch, ambos caracterizados por comunicação informal e público majoritariamente jovem, o modelo foi selecionado para classificar as mensagens do conjunto de dados como misóginas ou não. Para garantir maior confiabilidade, apenas mensagens classificadas como *misogyny* com *score* superior a 0,6 foram consideradas efetivamente misóginas para nossas análises.

B. Incidência de Mensagens Misóginas por Jogo

A Tabela II apresenta a quantidade de mensagens classificadas como misóginas em cinco jogos diferentes, considerando aproximadamente entre 200 e 300 horas de transmissão por jogo (com exceção de *Roblox*, para o qual foram coletadas cerca de 57 horas e 47 minutos devido a limitações de disponibilidade). A análise evidencia diferenças expressivas na incidência de misoginia entre as comunidades observadas.

O jogo com maior proporção de mensagens misóginas é *League of Legends*, com 47,6% do total de mensagens analisadas. Esse valor indica que quase metade das interações coletadas continham algum tipo de conteúdo hostil direcionado a mulheres.

⁷<https://huggingface.co/datasets/Silly-Machine/TuPyE-Dataset>

⁸<https://www.tensorflow.org/text/tutorials/word2vec>

⁹<https://maartengr.github.io/BERTopic/index.html>

¹⁰<https://huggingface.co/Silly-Machine/TuPy-Bert-Base-Multilabel>

Em seguida aparecem *Counter-Strike* e *Valorant*, com 24% e 22,3%, respectivamente. Embora apresentem proporções menores que *League of Legends*, ambos ainda demonstram uma presença significativa de misoginia, sugerindo que jogos de tiro tático, frequentemente associados a comunidades altamente competitivas, também reproduzem discursos de desvalorização e agressão direcionados a mulheres.

O canal *Fortnite* apresenta uma taxa consideravelmente mais baixa, com 5,2%, indicando um ambiente relativamente menos hostil em comparação aos demais jogos analisados. Já *Roblox* possui o menor percentual, 1%, o que pode estar relacionado tanto ao perfil do público, que é majoritariamente jovem, quanto ao menor número de horas de coleta, embora a baixa incidência ainda sugira um espaço menos propenso a hostilidades de gênero.

De forma geral, os resultados mostram que diferentes comunidades de jogo apresentam níveis distintos de misoginia, refletindo tanto características estruturais dos jogos quanto a cultura construída em torno deles. Esses resultados corroboram a necessidade de compreender como o contexto de cada jogo influencia o comportamento da audiência e a reprodução de discursos misóginos durante transmissões ao vivo.

C. Narrativas de Violência Simbólica

A Figura 2 mostra a presença recorrente da palavra *mulher* e da palavra *mãe* na nuvem de palavras gerada a partir do conjunto de dados coletado. Diante disso, foi realizada uma análise qualitativa dos comentários que continham esse termo individualmente por *streamer*, considerando tanto mensagens provenientes de transmissões realizadas por *streamers* do gênero feminino quanto do gênero masculino. Para essa etapa, utilizamos as mensagens extraídas diretamente do conjunto de dados original, ou seja, antes da etapa de tratamento linguístico, a fim de preservar integralmente o teor e a estrutura dos comentários, permitindo uma leitura mais fiel do contexto em que estes comentários foram feitos.

Inicialmente, analisamos os chats de todas as transmissões do *streamer* Michel, associado ao jogo *Counter-Strike*. A escolha desse *streamer* se deve ao fato de ele possuir o maior número de seguidores dentro da categoria do jogo, que foi o segundo com maior incidência de mensagens misóginas identificadas em nosso conjunto de dados. O objetivo foi identificar padrões de discurso e possíveis indícios de toxicidade direcionada ao gênero feminino nas interações ocorridas durante suas transmissões. A análise textual revelou a ocorrência de diversas mensagens na Figura 3 que expressam formas veladas e explícitas de misoginia, reforçando estereótipos e padrões de objetificação da figura feminina. Por exemplo, o comentário “*tomei ban na live do gau por falar que a mulher do paulinho é gata*” demonstra uma objetificação direta, onde a mulher é reduzida à sua aparência física. De forma semelhante, o comentário “*Doideira o quanto eu via de mulher pelada nesse IMGUR a uns 9 anos atrás*” reforça o consumo da imagem feminina como objeto sexual, dissociado de qualquer contexto humano ou afetivo.

Outro exemplo marcante é o comentário: “*Trabuco deve ser a put* da mãe dele que a última vez que deu de graça foi p mendigo e nasceu ele*” visualizado na Figura 4 retirado dos chats das transmissões da *streamer* de *Legue of Legends* *sabrinoca*, escolhida também para essa análise por ser a *streamer* com maior média de *viewers* e seguidores do jogo que teve maior quantidade de mensagens classificadas como misóginas. Tal comentário evidencia não apenas uma ofensa direta, mas também uma estratégia retórica frequente em ambientes online tóxicos: atacar indivíduos por meio de referências pejorativas às suas mães, reforçando estereótipos de gênero e sexualizando mulheres de forma agressiva.

A figura materna, nesse contexto, torna-se um alvo simbólico de desrespeito e humilhação, revelando como a violência verbal e a misoginia não se restringem à interlocutora direta (a *streamer*, no caso), mas também atingem mulheres em geral, associadas a representações familiares e afetivas.

Considerando o chat do *streamer* Vascurado, a Figura 5 evidencia outros exemplos de comentários com teor ofensivo e discriminatório. Dentre as mensagens observadas, destacam-se afirmações como: *Mais é horrível mulher bombada e ...vale a pena comer a mulher do corno?*, que reforçam estereótipos misóginos e sexualizam o corpo feminino de maneira depreciativa.

Além disso, observamos a presença de frases que explicitamente associam a figura da mulher a conteúdos pornográficos, como: *pesquisei sua empresa e apareceu 2 negões comendo uma mulher...* e *Mulher maravilha porno...* Tais comentários não apenas objetificam as mulheres, como também reforçam a lógica da pornografia mainstream, reconhecida por estudiosos como uma indústria pautada em práticas machistas. Como destacado em [17], *a pornografia colabora para perpetuar uma cultura machista na sociedade*.

D. Análise Semântica com Embeddings

Mensagens de todos os canais. A Figura 6 apresenta uma nuvem de palavras formadas a partir dos termos semanticamente mais próximos de “mãe” e “mulher”. É possível notar a presença de diversos insultos, como burra, put*, gorda, bunda e lixosa, juntamente com termos não ofensivos, como profissional, gaga (referência à cantora) e beyoncé (referência à cantora). Esta nuvem de palavras corrobora os resultados previamente apresentados, onde observamos um padrão recorrente na utilização da figura feminina como alvo de ofensas. Diante disso, optou-se por analisar as palavras semanticamente mais próximas de “mulher”, “mãe” e “homem”, sendo esta última utilizada como parâmetro de contraste em relação aos dois primeiros termos.

Já a Figura 7 apresenta as 10 palavras semanticamente mais próximas do termo “mulher”, no espaço semântico criado pelo modelo *Word2vec*. Quanto menor a distância entre os embeddings dessas palavras e o embedding da palavra-alvo, maior a probabilidade de que elas apareçam em contextos semelhantes, sendo frequentemente utilizadas junto ao termo “mulher” nas mensagens analisadas. É possível observar a presença do termo “mãe”, mas também de palavras como



Fig. 2. Nuvem de palavras do Conjunto de Dados

Fig. 3. Comentários que contém a palavra *mulher* nos chats do streamer *michel*.

bn mãe
bn mãe bn chat
que banheiro mãe, ta comendo pedra?
@hugocastaldo seu pal e sua mãe
tratou de ser a puta da mãe dele que a ultima vez que deu de graca foi p mendigo e nasceu ale
13 mil da mãe jogado no lixo
colitado da mãe dele

Fig. 4. Comentários que contém a palavra *mãe* nos chats da streamer *sabrinoca*.

peit*, cadel*, gord* e mamut*, todas associadas a insultos direcionados ao corpo feminino, frequentemente articulados com elementos de gordofobia. Vale ressaltar que essa análise se concentra nas mensagens classificadas como misóginas pelo modelo Tupy, o que evidencia como discursos gordofóbicos são mobilizados como forma de ataque ao corpo feminino, reforçando práticas de desumanização e diminuição da mulher.

A Figura 8 apresenta as palavras semanticamente mais próximas do termo “mãe”, seguida pela presença do termo “mulher”, bem como da ofensa put*. Esse padrão de xingamento aparece também nos chats ilustrados na Figura 4, nos quais surgem frases como “Trabuco deve ser a put* da mãe dele que a última vez que deu de graça foi p mendigo e nasceu ele”, utilizando a figura materna em um contexto pornográfico para ofender outra pessoa.

Esse fenômeno de referência a outras figuras femininas também foi identificado no estudo [2], que aponta que a misoginia em ambientes de jogos não se restringe às jogadoras. Frequentemente, figuras femininas próximas aos jogadores homens, como mães e namoradas, tornam-se alvos de insultos, reforçando o padrão de violência simbólica direcionada ao

Ajudou até a pegar mulher...
pesquisei sua empresa e apareceu 2 negros comendo uma mulher, devo ter pesquisado errado manda o link:
Mais é horrível mulher bombada
vassourado, vale a pena comer a mulher do corno?
vassourado, vale a pena comer a mulher do corno?
vassourado, vale a pena comer a mulher do corno?
vassourado, vale a pena comer a mulher do corno?
eu empurrei em uma mulher maravilha nesse carnaval ai,
o esquete vestido de mulher maravilha
N acredito que essas mulheres maravilha tem lingüista
Mulher maravilha pomo xxx

Fig. 5. Comentários que contém a palavra *mulher* nos chats do streamer *vascurado*.

Nuvem de palavras similares mais frequentes

passiva
ben
ter ver
estudo
leissa
burra
homens
tão
gorda
pode
bundamenta
acha
vem
fala
dinheiro
gordo
sempre
dar
mina
chama
legenda
falar
desça
pior
casa
liver
loura
nada
chama
legenda
falar
desça
pior
casa
liver
nada
cavalo
doendo
geração
ainda
estrálada
Mulher
branco
homem
quer
aparéncia
gaga
beyoncé
puta
cara
toda
chama
legenda
falar
desça
pior
casa
liver
nada
cavalo
doendo
geração
ainda
estrálada
Mulher
branco
homem
quer
aparéncia

Fig. 6. Nuvem de palavras similares mais frequentes.

feminino em diferentes tipos de relacionamentos considerados.

Para estabelecer uma comparação entre a incidência de termos associados ao feminino e ao masculino, analisamos a distribuição semântica das palavras mais próximas de “homem”. A Figura 9 revela que os termos semanticamente mais relacionados são *namorada, mundo, jogando, agora, barata, saco, vem, boca, será, forte*. Interessante notar que nenhum desses termos corresponde a insultos direcionados à figura masculina, evidenciando que, nos chats analisados, a imagem do homem não é degradada de forma semelhante àquela observada nas referências ao feminino.

Análise de Semântica no Conjunto de Chats de Streamers Mulheres e Homens.

As Figuras 10 e 11 apresentam, respectivamente, as nuvens de palavras similares mais frequentes associadas aos

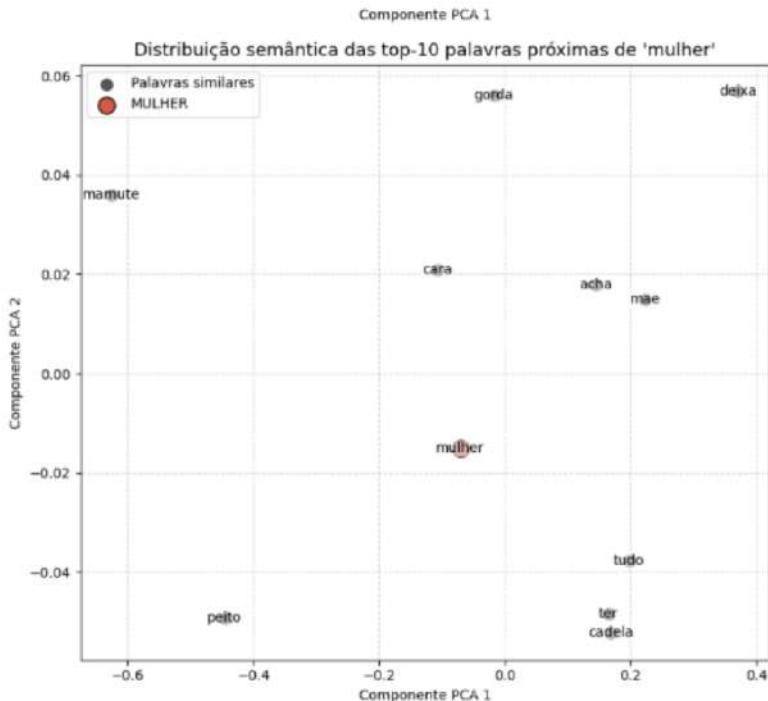


Fig. 7. Top 10 palavras similares a palavra mulher.

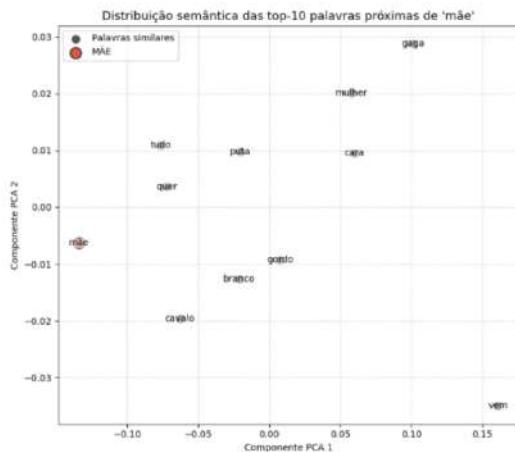


Fig. 8. Top 10 palavras similares a palavra mãe.

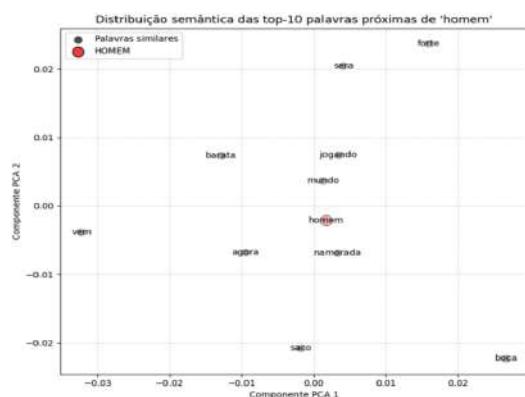


Fig. 9. Top 10 palavras similares a palavra homem.

termos *mãe* e *mulher* nos chats de *streamers* femininas e masculinos. Na Figura 10 apresenta menor densidade de palavras, embora também contenha ataques direcionados, como lixosa, gordinha, gorda e inchada, estes últimos relacionados a manifestações de gordofobia voltadas às mulheres. Já na Figura 11, apresenta uma maior concentração de termos, muitos deles associados a ofensas explícitas, como vadi* , bund* , put* , enfia, rabud* e burra. A partir da comparação entre as nuvens de palavras, é possível concluir que a toxicidade presente nos chats direcionados a *streamers* varia conforme o gênero do(a) criador(a) de conteúdo. Nos

chats de *streamers* masculinos, observamos maior volume e intensidade de termos depreciativos relacionados a mulheres, indicando uma frequência mais elevada de discursos misóginos e sexualizados. Já nos chats de *streamers* femininas, embora também haja presença de ofensas, estas se concentram em ataques direcionados ao corpo e à aparência física, refletindo padrões de violência simbólica associados à gordofobia e ao controle estético do corpo feminino.

Esses resultados sugerem que o ambiente de interação em plataformas de *streaming* reproduz e reforça formas distintas de violência de gênero: enquanto a misoginia entre espectadores de *streamers* homens explícita a intensificação da sexualização feminina, a misoginia presente nos espectadores



Fig. 10. Top 10 palavras similares a palavra mulher no Conjunto de Chats de streamers FEMININAS.



Fig. 11. Top 10 palavras similares a palavra mulher no Conjunto de Chats de streamers MASCULINOS.

de *streamers* femininas indica um comportamento de julgamentos e hostilidades baseadas em padrões corporais. Esse contraste evidencia que a toxicidade não apenas difere em intensidade, mas também em natureza, reforçando estereótipos e desigualdades de gênero.

Esse mesmo padrão de comportamento pode ser observado nas Figuras 12 e 13. Na primeira, que representa os termos mais próximos da palavra mulher em chats de *streamers* femininas, destacam-se palavras como *cara*, *tudo*, *inchada*, *lixosa*, *estralada*, *branco*, *cavalo* e *mamute*. Já na Figura 13, referente aos chats de *streamers* masculinos, os termos mais próximos incluem *nerfada*, *interesseira*, *maluca*, *burra*, *toma*, *paquita*, *parece*, *deu*, *vida* e *acabou*.

Essa diferença sugere que, embora a hostilidade esteja presente em ambos os contextos, reforça mais uma vez o contraste: enquanto nas *streamers* femininas há foco no controle e julgamento do corpo, nos *streamers* masculinos predominam ofensas que reforçam a desvalorização moral das mulheres.

Por fim, as Figuras 14 e 15 mostram diferenças importantes na forma como o termo *mãe* é associado em chats de *streamers* femininas e masculinas. Nos chats de *streamers* femininas, as palavras mais próximas incluem *xinga*, *mulher*, *gordinha*, *lixosa*, *gordo*, *branco*, *estralada*, *vem* e *fala*, indicando que o termo costuma aparecer em contextos de insultos ou comentários depreciativos relacionados ao corpo e à aparência física. Já nos chats de *streamers* masculinos, as palavras mais associadas a *mãe* são *loiridinha*, *vem*, *put**, *fica*, *mamand**, *homem*, *careca*, *contra*, *desse* e *cabeludão*. Nesse caso, observamos uma presença mais intensa de termos sexualizados ou relacionados a estereótipos de gênero, muitas vezes utilizados

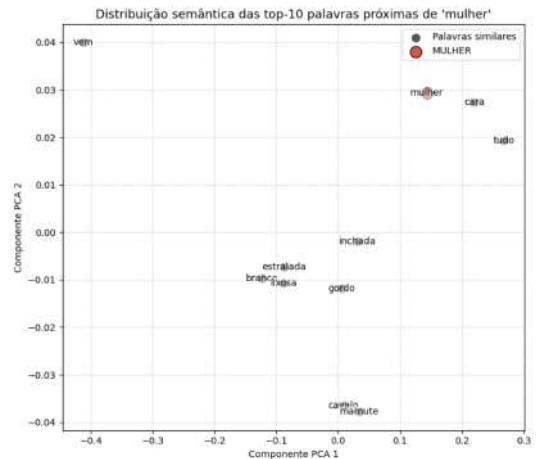


Fig. 12. Top 10 palavras similares a palavra mulher no Conjunto de Chats de streamers FEMININOS.

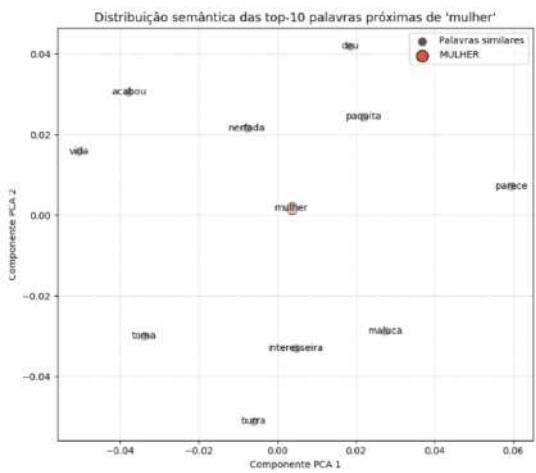


Fig. 13. Top 10 palavras similares a palavra mulher no Conjunto de Chats de streamers MASCULINOS.

em tom ofensivo ou provocativo.

Esse contraste sugere que, enquanto nos chats de *streamers* femininas o termo *mãe* está frequentemente ligado a comentários de cunho corporal e insultos indiretos, nos chats de *streamers* masculinos ele aparece mais associado à sexualização, agressividade verbal e sarcasmo. Assim, o uso do termo reflete padrões distintos de violência simbólica, variando conforme o gênero da pessoa criadora de conteúdo e reforçando dinâmicas específicas de hostilidade nas interações.

E. Análise de Tópicos

Mensagens de todos os canais. A Tabela III apresenta os tópicos mais frequentes do conjunto de dados completo com conteúdo misógino. A partir da análise das palavras mais frequentes em cada termo, é possível identificar padrões de toxicidade, insultos direcionados, hipersexualização e referências culturais ou do ambiente dos jogos. A seguir, descrevemos brevemente cada um destes tópicos.

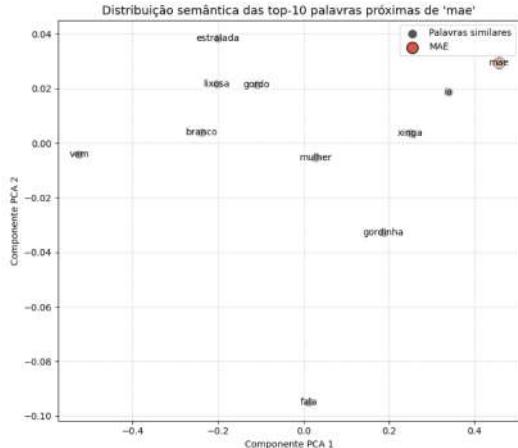


Fig. 14. Top 10 palavras similares a palavra mãe no Conjunto de Chats de streamers FEMININAS.

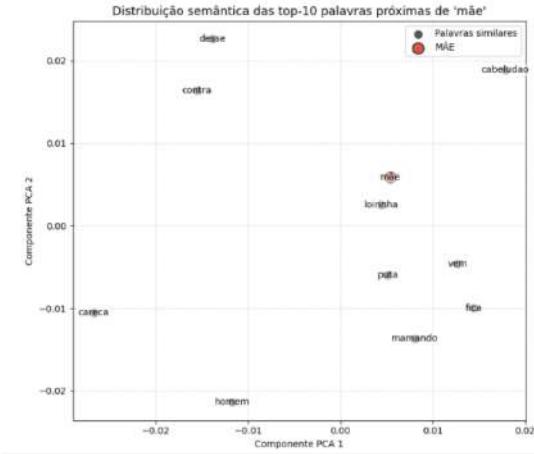


Fig. 15. Top 10 palavras similares a palavra mãe no Conjunto de Chats de streamers MASCULINOS.

Tópico 0 — Relações de gênero e sexualização leve: É um tópico que mistura cotidiano afetivo e sexualização, podendo incluir mensagens com leve teor tóxico, como julgamentos ou insinuações ofensivas sobre mulheres.

Tópico 1 — Insultos gordofóbicos/misóginos: Tópico fortemente associado a body shaming e ataques pessoais, com forte componente misógino.

Tópico 2 — Gordofobia explícita: Tópico claramente gordofóbico, muitas vezes usado para humilhação ou desumanização de usuários (provavelmente mulheres), reforçando estereótipos de aparência.

Tópico 3 — Sexualização agressiva e teor pornográfico: Tópico relacionado a violência verbal sexual, incluindo xingamentos, assédio, e objetificação extrema. É um ponto crítico na análise de misoginia e toxicidade sexual.

Tópico 4 — Termos do universo gamer: Refere-se ao contexto normal do jogo. É útil para distinguir conversas neutras de mensagens agressivas.

Tópico 18 — Internet, política leve e subcelebridades: Tópico

Tabela III
PRINCIPAIS TÓPICOS NO CONJUNTO DE DADOS COMPLETO

ID	Palavras mais frequentes
0	mulher, homem, gostar, traír, namorar, comer
1	ga*, porca, pesar, namorado, força, ficar
2	gordinha, caipira, gordo, imenso, barriga, comer
3	pa*, bund*, bucet*, safada, fudid*, botar
4	passivo, braum, item, yasuo, pantheon, viego
5	beyonce, gaga, taylor, cowboy, música, fan
18	cpi, twitter, virgínia, bets, mercenario, perfil
19	parir, put*, desgraçad*, arrombad*, magda, stories

relacionado a conteúdos da internet e subcelebridades.

Tópico 19 — Misoginia e xingamentos extremos: As palavras indicam insultos graves, ofensas misóginas e possivelmente ataques a uma figura chamada Magda

A Figura 16 apresenta a distribuição dos clusters (conjuntos de palavras representativas de cada tópico) em um plano cartesiano, permitindo visualizar a proximidade semântica entre eles. É possível verificar que os tópicos associados a conteúdos tóxicos, como os Tópicos 3, 19 e 14, encontram-se próximos entre si no Quadrante 3. Esses tópicos formam um agrupamento compacto de mensagens com teor violento, sexualizado e ofensivo, evidenciando a presença de um núcleo semântico de misoginia dentro do conjunto de dados.

A Figura 17 apresenta como as mensagens foram agrupadas progressivamente de acordo com sua similaridade semântica. Ramos mais curtos representam conjuntos de mensagens altamente semelhantes, enquanto ramos mais longos indicam junções entre grupos mais distantes. A altura em que os ramos se conectam reflete o grau de dessemelhança entre os clusters. Vamos considerar a análise da relação entre os seguintes tópicos. O Tópico 0, relacionado a discussões sobre relações de gênero (como interações envolvendo homens e mulheres), aparece no mesmo nível hierárquico que o Tópico 2, que reúne mensagens que reforçam estereótipos de aparência com caráter depreciativo. Em níveis superiores da hierarquia, ambos convergem para o Tópico 3, associado a conteúdos de sexualização, assédio e objetificação, evidenciando uma relação temática entre esses grupos. O fato de tópicos aparentemente distintos, como relações de gênero (Tópico 0) e ataques à aparência física (Tópico 2), estarem próximos na hierarquia indica que esses discursos tendem a ocorrer em contextos semelhantes e podem compartilhar características linguísticas comuns.

Além disso, a convergência desses tópicos com um cluster de sexualização, assédio e objetificação (Tópico 3) em níveis mais altos sugere que essas diferentes formas de violência simbólica estão interligadas, formando um continuum de comportamentos tóxicos. Isso reforça a ideia de que insultos, desvalorização da aparência e sexualização agressiva não aparecem de forma isolada, mas fazem parte de um mesmo espectro de misoginia reproduzido nas interações analisadas.

Comparação da Análise de Tópicos entre Chats de stream-

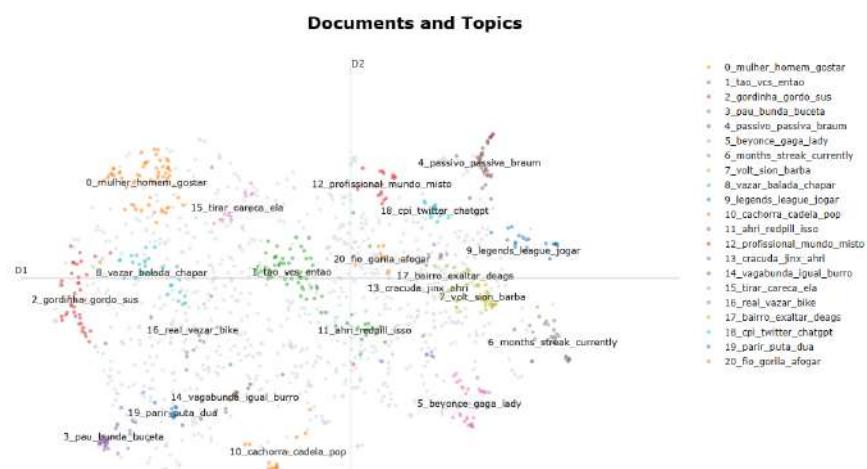


Fig. 16. Clusterização dos Tópicos.

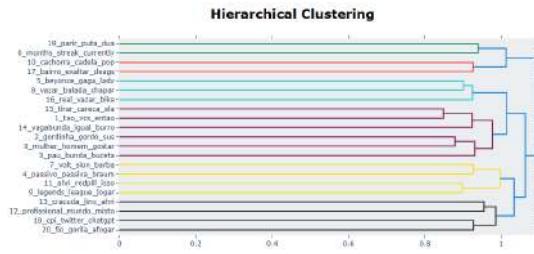


Fig. 17. Hierárquica dos Clusters

ers Masculinos e Femininos. As Tabelas IV e V apresentam os principais tópicos identificados nos chats de *streamers* masculinos e femininos, respectivamente.

Nos chats de *streamers* masculinos, os tópicos apresentam uma concentração maior de termos explicitamente ofensivos, majoritariamente sexualizados e misóginos. Palavras como *put**, *vadi**, *piranh**, *vagabund** e *cachorr** aparecem de forma sistemática em diferentes tópicos (IDs 2, 5 e 9), indicando que a hostilidade é diretamente direcionada às mulheres e expressa por meio de xingamentos explícitos e degradantes. Já entre as *streamers* femininas, embora também existam termos sexualizados (ID 1), eles aparecem misturados a outras temáticas e não se concentram exclusivamente em ataques direcionados a homens. Os xingamentos surgem de maneira mais difusa, muitas vezes não relacionados à identidade do *streamer*, mas ao contexto do jogo ou ao comportamento de outros jogadores.

Os chats masculinos exibem uma menor variedade temática e maior saturação de termos ofensivos. Apenas os tópicos (ID 0 e 10) apresentam palavras sem conotações negativas, relacionadas respectivamente, ao contexto do jogo e a cultura pop (beyoncé, show, apresentação). Em contraste, os chats femininos apresentam maior diversidade temática. Vários tópicos incluem referências ao jogo (*zyra*, *braum*, *stackar*), aparência ou desempenho (barba, profissional), e até mesmo conversas

neutras ou positivas (filme, vencer). Essa diversidade sugere um ambiente comunicacional menos centrado em hostilidade direta.

Nos chats de *streamers* masculinos, a presença de palavras relacionadas a *mulher* recorrentemente aparece associada a insultos ou a contextos de violência simbólica (IDs 1, 3, 5, 9). Em vários casos, a palavra *mulher* coocorre com agressões explícitas, reforçando estereótipos negativos. Nos chats femininos, as referências a *mulher* surgem de modo menos hostil, muitas vezes dentro de comparações, discussões sobre o jogo ou opiniões gerais (ID 5 e ID 9). Embora ainda aparezam termos sexualizados, a carga misógina é menos intensa e menos consistente.

Vários tópicos dos *streamers* masculinos exibem termos que remetem a agressões, violência sexual e desumanização (apanhar, abusar, cachorr*). A presença repetida desses termos indica que o corpo feminino e sua sexualidade são alvos centrais da hostilidade. Nos chats de *streamers* femininos, termos sexualizados aparecem, mas com menor frequência e menor explicitude. Eles surgem mais como gírias entre jogadores, muitas vezes dirigidas a terceiros, não necessariamente ao *streamer*.

Tabela IV
PRINCIPAIS TÓPICOS NO CONJUNTO DE CHATS DE *streamers* MASCULINOS

ID	Palavras-chave
0	league, passivo, legends, morgan, ano, bruxa
1	mulher, comer, gordo, palhaço, balada, vazar
2	put*, vadi*, xingar, piranh*, mole, pa*
3	mulher, homem, trair, mentir, vida, carro
5	vagabund*, burro, igual, professor, vão, trans
7	gordinha, costa, carregar, sus, doer, falar
9	cachorra, cadela, apanhar, vizinho, familiar, abusar
10	beyoncé, cowboy, dizer, show, atualmente, apresentação

Finalizando, as Figuras 18 e 19 apresentam a distribuição espacial dos tópicos identificados nos chats de *streamers*

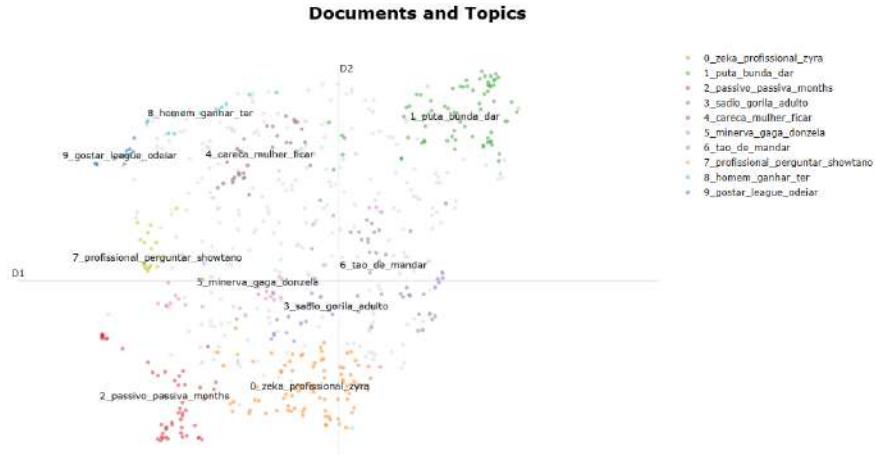


Fig. 18. Clusterização dos Tópicos dos Chats de *streamers* FEMININAS

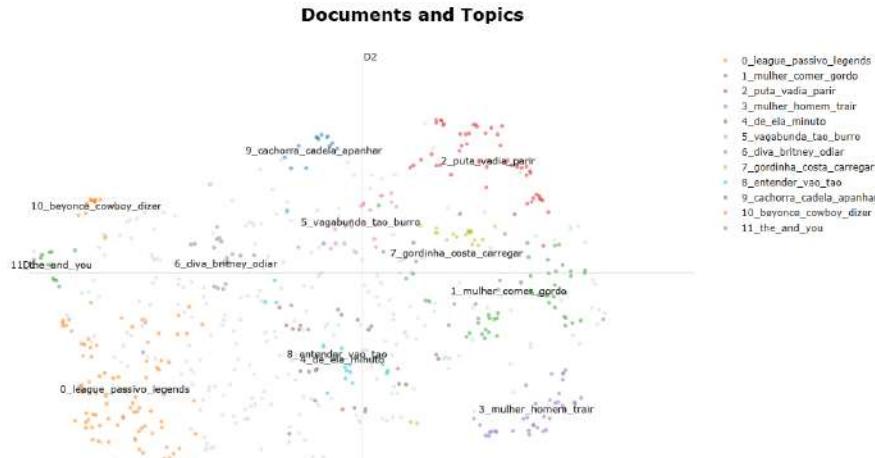


Fig. 19. Clusterização dos Tópicos dos Chats de *streamers* MASCULINOS.

Tabela V
PRINCIPAIS TÓPICOS NO CONJUNTO DE CHATS DE *streamers* FEMININAS

ID	Palavras-chave
0	zeka, profissional, zyra, barba, parecer, ahri
1	put*, bund*, virgem, comer, putinh*, safad*
2	passivo, passiva, jogo, minervinha, stackar, braum
3	sadio, gorila, profissional, homem, filme, vencer
5	careca, mulher, menina, bater, ruim, mau
7	profissional, perguntar, pessoal, perder, sobrar, problema, brutal
8	homem, ganhar, ter, gorilla, sério, barra
9	gostar, league, odeiar, feminino, legends, mulher

femininas e masculinas, respectivamente, evidenciando como os clusters se organizam e se aproximam semanticamente.

Na Figura 18, observamos a presença de tópicos ofensivos, como o Tópico 1, porém sua concentração é menor e menos agrupada. Em contraste, na Figura 19 há uma maior densidade de tópicos explicitamente ofensivos, especialmente os Tópicos 2, 5 e 9. Além disso, esses clusters aparecem próximos ao Tópico 1, que contém palavras como *mulher* e *comer*.

Essa proximidade espacial sugere uma relação semântica entre os tópicos agressivos e o tópico que aborda o termo *mulher*, indicando o uso recorrente de linguagem pejorativa direcionada à figura feminina. O termo *comer*, por sua vez, emerge claramente em seu sentido sexualizado e ofensivo, e não no sentido literal da ação.

A análise da distribuição dos clusters revela que termos relacionados a *mulher* aparecem semanticamente ligados a insultos sexualizados, indicando que a misoginia é mais recorrente, explícita e estruturada nesse conjunto de dados. Além disso, a forma como o termo *comer* é utilizado evidencia seu caráter pejorativo, reforçando a sexualização e desumanização da mulher dentro dessas interações.

V. CONCLUSÃO

Este trabalho analisou manifestações de toxicidade e mecanismos de opressão de gênero em chats de jogos online no contexto brasileiro, com foco específico nas transmissões realizadas na plataforma Twitch. Diante da relevância do tema e da escassez de estudos que abordem empiricamente os chats dessas transmissões em língua portuguesa, esta pesquisa se

diferencia das demais por propor uma abordagem de forma nacional, contribuindo significativamente para os debates sobre misoginia nos espaços digitais de jogos.

Os achados desse trabalho possibilitaram responder as seguintes questões de pesquisa:

- **(QP1) Como se manifesta o mecanismo de opressão de gênero em jogos online no Brasil, considerando a Twitch?** Os resultados evidenciam que a opressão de gênero nos chats opera predominantemente por meio de violência simbólica. A misoginia apresenta-se frequentemente camouflada sob o pretexto de humor ou ironia, recorrendo à depreciação da figura feminina e a estereótipos de gênero como instrumentos retóricos para desqualificar ou ofender outros usuários.
- **(QP2) Quais são as diferenças na ocorrência de toxicidade de gênero entre transmissões realizadas por streamers mulheres e streamers homens?** Os dados revelam padrões distintos de hostilidade. Nos canais de streamers homens, observamos uma predominância de agressividade verbal explícita e termos de cunho sexual referindo-se à figura feminina. Em contrapartida, nas transmissões de mulheres, a toxicidade convergiu especificamente para ataques à corporalidade e à aparência física, evidenciando dinâmicas de violência de gênero adaptadas ao interlocutor.

Em síntese, os resultados deste estudo oferecem subsídios para uma compreensão mais aprofundada das dinâmicas de toxicidade presentes nos chats de transmissões de jogos. A análise evidencia que, mesmo em plataformas consolidadas e públicas como a Twitch, o espaço dos jogos online ainda não pode ser considerado plenamente seguro ou acolhedor para o público feminino. Espera-se que os achados desta pesquisa possam fornecer *insights* relevantes para o desenvolvimento de estratégias de enfrentamento à violência simbólica.

A. Limitações e Trabalhos Futuros

Apesar das contribuições apresentadas, algumas limitações devem ser reconhecidas. Primeiramente, os dados foram coletados a partir de um recorte específico de transmissões, o que limita a generalização estatística dos resultados. O tamanho do conjunto de dados, embora expressivo para análise exploratória, não é suficiente para inferências quantitativas amplas. Além disso, a seleção dos *streamers* foi realizada de forma empírica, com base em critérios como número de seguidores, visualizações e atividade recente na plataforma.

Para pesquisas subsequentes, é recomendado a implementação de abordagens multimodais, cruzando dados textuais com registros audiovisuais para mapear gatilhos de toxicidade em tempo real. Outra vertente promissora consiste no uso do corpus curado para o aprimoramento (*fine-tuning*) de algoritmos de detecção, fomentando a criação de mecanismos de moderação automática mais eficazes e culturalmente adaptados ao contexto brasileiro.

REFERÊNCIAS

- [1] G. Kurtz, “Manifestações de violência simbólica contra a mulher nos videogames: uma revisão bibliográfica,” *Revista Metamorfose*, vol. 2, no. 1, 2017.
- [2] L. G. Pereira *et al.*, “Hostilidade em jogos online: perspectiva feminina,” *Múltiplos Olhares em Ciência da Informação*, vol. 7, no. 2, 2017.
- [3] G. B. Kurtz and B. R. Leal, ““Eu vejo gente tóxica”: um estudo comparativo de gênero sobre a percepção de comportamentos tóxicos em League of Legends por parte dos jogadores brasileiros,” in *Anais do 43º Congresso Brasileiro de Ciências da Comunicação – Intercom*, 2020, Evento virtual. [Online].
- [4] I. Fortim and C. M. Grando, “Attention whore! Perception of female players who identify themselves as women in the communities of MMOs,” in *Proceedings of DiGRA 2013: DeFragging Game Studies*, Atlanta, 2013.
- [5] M. N. Strey, “Violência e gênero: um casamento que tem tudo para dar certo,” in *Violências e gênero: coisas que a gente não gostaria de saber*, P. K. Grossi, Ed., 2^a ed. Porto Alegre: EDIPUCRS, 2012.
- [6] P. Guillou, “Portuguese BERT base cased QA (Question Answering), finetuned on SQuAD v1.1,” 2021.
- [7] M. Grootendorst, “BERTopic: Neural topic modeling with a class-based TF-IDF procedure,” *arXiv preprint arXiv:2203.05794*, 2022.
- [8] F. Moita, *Game On: Jogos eletrônicos na escola e vida da geração*. Campinas: Alínea, 2007.
- [9] Business of Apps, “Twitch Statistics (2025),” 2025. [Online]. Available: <https://www.businessofapps.com/data/twitch-statistics/>. Acesso em: 19 abr. 2025.
- [10] Newzoo, “Global Gamer Study,” 2025. [Online]. Available: <https://newzoo.com/global-gamer-study>. Acesso em: 19 abr. 2025.
- [11] Pesquisa Game Brasil, “Pesquisa Game Brasil,” 2025. [Online]. Available: <https://www.pesquisagamebrasil.com.br/>. Acesso em: 19 abr. 2025.
- [12] Muriel de Groot, Mohammad Aliannejadi, and Marcel R. Haas. 2022. Experiments on Generalizability of BERTTopic on Multi-Domain Short Text. ArXiv abs/2212.08459 (2022).
- [13] Maarten Grootendorst. 2022. BERTTopic: Neural topic modeling with a class-based TF-IDF procedure. *arXiv preprint arXiv:2203.05794* (2022).
- [14] Fábio Souza, Rodrigo Nogueira, and Roberto Lotufo. 2020. BERTimbau: pretrained BERT models for Brazilian Portuguese. In *Brazilian conference on intelligent systems*. Springer, 403–417.
- [15] L. Pereira and I. O. Marques, “A realização do potencial inclusivo dos jogos digitais em jogo: representações de gênero em Fortnite (2017–2021),” *Revista Eletrônica de Ciência Política*, vol. 14, no. 2, pp. 199–215, 2023, doi: 10.5380/recp.v14i2.98533.
- [16] Ana Maria Dinardi Barbosa Barros and Rafaela BARBOSA. “Indústria pornográfica e a violência oculta contra as mulheres”. Em: *Revista Científica do UBM* n.46 (dez. de 2021), pp. 46–56.
- [17] GROOTENDORST, Maarten. BERTopic Documentation. Disponível em: <https://maartengr.github.io/BERTopic/index.html>. Acesso em: 19 abr. 2025.