

# Modelos de Linguagem na Análise da Promoção de Jogos de Azar Online: Estudo de Caso do Jogo do Tigrinho no YouTube

Jessica Costa<sup>1</sup>, Leonardo Rocha<sup>2</sup>, Carlos H. G. Ferreira<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Universidade Federal de Ouro Preto, <sup>2</sup>Universidade Federal de São João del-Rei

jessica.sc@aluno.ufop.edu.br;lcrocha@ujsf.edu.br;chgferreira@ufop.edu.br

## ABSTRACT

This undergraduate thesis analyzes the dissemination of gambling-related content on YouTube, focusing on the case of *Fortune Tiger*, which has been widely promoted by influencers in Brazil. The study approaches the issue as a stance detection task in NLP, using RoBERTa and Llama 3.1 models combined through consensus classification. The analysis of more than 130,000 comments revealed linguistic patterns, polarized engagement, and evidence of automation and textual repetition, particularly in favorable messages originating from new or influential accounts. The results demonstrate the potential of language models in undergraduate research, contributing to the debate on content regulation and the social impacts of digital gambling promotion.

## KEYWORDS

PLN, Jogos de Azar, *Jogo do Tigrinho*, YouTube

## 1 INTRODUÇÃO

O crescimento acelerado dos jogos de azar e de aposta online tem gerado preocupações sociais, econômicas e regulatórias em diversos países, especialmente em contextos de alta vulnerabilidade e baixa regulamentação. No Brasil, um dos casos mais emblemáticos é o *Fortune Tiger*, também conhecido como Jogo do Tigrinho, um caça-níquel digital operado pela empresa Pocket Games Soft<sup>1</sup>. Com mecânicas simples, alto apelo visual e promessas de ganho rápido, o jogo tornou-se amplamente popularizado por influenciadores digitais e plataformas de apostas online.

Estudos estimam que, apenas no primeiro semestre de 2024, brasileiros tenham movimentado cerca de R\$ 20 bilhões por mês em plataformas de apostas digitais, incluindo o *Fortune Tiger* [9]. Segundo o Banco Central do Brasil<sup>2</sup>, até 20% dos recursos provenientes de programas sociais podem estar sendo destinados a jogos de azar. Esses números evidenciam o impacto direto da prática sobre populações economicamente vulneráveis e alertam para a ausência de mecanismos eficazes de fiscalização e proteção.

O YouTube, plataforma de vídeos mais acessada no Brasil [14], desempenha um papel central nesse ecossistema. Por meio de vídeos de criadores de conteúdo, o jogo é promovido de forma recorrente,

com influenciadores explorando técnicas de engajamento, marketing agressivo e normalização da prática de apostas<sup>3</sup>. Embora haja estudos que abordem o jogo em outras redes sociais como Facebook, X/Twitter, Twitch e Reddit [1, 2, 11, 15], há uma lacuna no entendimento sobre como o YouTube contribui para esse fenômeno, especialmente sob a ótica dos próprios usuários e de suas interações na plataforma, particularmente no contexto brasileiro.

Este trabalho de graduação, conduzido por Jessica Costa, graduanda em Sistemas de Informação na Universidade Federal de Ouro Preto (UFOP), em colaboração com a Universidade Federal de São João del-Rei (UFSJ), busca preencher essa lacuna ao investigar, de forma sistemática, a promoção do *Fortune Tiger* no YouTube ao longo de 18 meses. Foram analisados mais de 7.500 vídeos, 4.000 canais e 159.000 comentários em português. Para isso, empregamos técnicas de Processamento de Linguagem Natural (PLN), modelando o problema como uma tarefa de detecção de posicionamento (*stance detection*). Utilizamos modelos de linguagem de última geração, como o RoBERTa e o Llama 3.1 [7, 18], combinados em uma abordagem por consenso para maior robustez classificatória. Tal aplicação de modelos de linguagem demonstra seu potencial como ferramenta crítica de análise social em projetos de pesquisa de graduação. Em particular, este estudo busca responder às seguintes perguntas de pesquisa:

**QP1: Como se manifesta o posicionamento dos usuários – de aprovação ou desaprovação – nos comentários sobre o *Fortune Tiger* no YouTube?** Para isso, propomos uma metodologia de classificação textual para detecção de posicionamento, baseada na convergência de dois modelos de linguagem, assegurando maior confiabilidade nos resultados.

**QP2: Quais as características linguísticas associadas a esses posicionamentos?** Investigamos diferenças em densidade textual, diversidade de vocabulário e similaridade semântica.

Para a **QP1**, os resultados mostram que nossa abordagem de detecção de posicionamento alcançou desempenho robusto, com *Macro-F1* próximo de 0,80, evidenciando sua eficácia em identificar comentários favoráveis, contrários ou neutros. A análise revelou que a maioria dos comentários classificados como favoráveis apresenta padrões de repetição textual e envolve tanto influenciadores quanto contas pouco ativas, sugerindo possível automação.

Em relação à **QP2**, identificamos diferenças significativas entre os grupos. Especificamente, comentários favoráveis tendem a ser mais densos, repetitivos e com vocabulário restrito, enquanto os comentários contrários são mais diversos e únicos. Esses padrões sugerem que os discursos favoráveis podem estar sendo impulsionados por estratégias coordenadas de promoção, enquanto as críticas parecem emergir de maneira mais orgânica.

<sup>1</sup><https://pgsoftgames.com/>  
<sup>2</sup>[https://www.bcb.gov.br/conteudo/relatorioinflacao/EstudosEspeciais/EE119\\_Analise\\_tecnica\\_sobre\\_o\\_mercado\\_de\\_apostas\\_online\\_no\\_Brasil\\_e\\_o\\_perfil\\_dos\\_apostadores.pdf](https://www.bcb.gov.br/conteudo/relatorioinflacao/EstudosEspeciais/EE119_Analise_tecnica_sobre_o_mercado_de_apostas_online_no_Brasil_e_o_perfil_dos_apostadores.pdf)

In: V Concurso de Trabalhos de Iniciação Científica (CTIC 2025). Anais Estendidos do XXXI Simpósio Brasileiro de Sistemas Multimídia e Web (CTIC'2025). Rio de Janeiro/RJ, Brasil. Porto Alegre: Brazilian Computer Society, 2025.

© 2025 SBC – Sociedade Brasileira de Computação.

ISSN 2596-1683

<sup>3</sup><https://www.poder360.com.br/poder-justica/pf-investiga-influenciadores-por-promocao-de-jogo-do-tigrinho/>

Como principal artefato do estudo, o artigo completo foi publicado na *ACM Web Science Conference 2025* [4]. A autora participou do evento e apresentou o trabalho entre os dias 20 e 23 de maio de 2025, na Rutgers University, em New Brunswick (New Jersey, EUA), com apoio institucional por meio de um *grant* da *ACM SIGMETRICS*. Uma reportagem sobre a participação da autora está disponível no site da UFOP<sup>4</sup>.

## 2 TRABALHOS RELACIONADOS

A promoção de jogos de azar em plataformas digitais tem sido cada vez mais investigada devido ao impacto social, econômico e psicológico. Estudos analisaram redes como Facebook, X (Twitter), Reddit, Twitch e YouTube, evidenciando estratégias de normalização, retenção de usuários e engajamento emocional, muitas vezes com pouca ênfase em mensagens de jogo responsável [1, 11, 20]. Jacques et al. [15] identificaram elementos de aposta em jogos no Facebook, enquanto Houghton et al. [12] analisaram o uso de estratégias promocionais e agressivas por operadores e afiliados no X. No Reddit, Hopfgartner et al. [11] estudaram o papel de comunidades na retenção e recaída de usuários. Em Twitch, Abarbanel et al. [1] mostraram como elementos de aposta são integrados a transmissões ao vivo. Outros estudos destacaram mudanças nas estratégias promocionais durante a pandemia [19] e a relação entre interatividade e polaridade emocional [16].

Apesar dessas contribuições, o YouTube permanece relativamente subexplorado no contexto de jogos de azar. Trabalhos como os de Chamil et al. [3] e Kroon [17] adotaram abordagens qualitativas para investigar impactos psicológicos e estratégias narrativas, mas carecem de análises longitudinais e quantitativas focadas no posicionamento dos usuários. Estudos mais recentes têm adotado métodos computacionais para analisar o discurso em larga escala, como análise de sentimentos, modelagem de tópicos e métodos mistos [13]. Nossa trabalho preenche essa lacuna ao realizar uma análise de 18 meses sobre a promoção do *Fortune Tiger* no YouTube, utilizando modelos de linguagem de última geração para detectar e caracterizar o posicionamento dos usuários. A proposta contribui tanto metodologicamente, com uma abordagem replicável, quanto socialmente, ao revelar padrões discursivos associados à promoção de jogos de azar em uma das plataformas mais acessadas do país.

## 3 METODOLOGIA

A metodologia deste estudo está organizada em quatro etapas principais: (i) coleta e pré-processamento de dados do YouTube, (ii) anotação manual de comentários, (iii) classificação textual baseada em consenso e (iv) análise de padrões linguísticos. A descrição completa e detalhada de cada etapa pode ser consultada no artigo original [4].

### 3.1 Coleta e Pré-processamento de Dados

Utilizamos a API do YouTube V3<sup>5</sup> para coletar vídeos, canais e comentários relacionados ao jogo *Fortune Tiger*, entre janeiro de 2023 e julho de 2024, com filtros por localização (Brasil) e idioma (português). As consultas foram baseadas em palavras-chave extraídas de

<sup>4</sup><https://ufop.br/noticias/pesquisa-e-inovacao/aluna-da-ufop-apresenta-pesquisa-sobre-divulgacao-de-jogos-de-aposta-no>

<sup>5</sup><https://developers.google.com/youtube/v3/getting-started>

reportagens e conteúdos relacionados ao jogo (ver artigo original). Foram analisados os 50 vídeos mais relevantes por mês.

Após a coleta, aplicamos filtros manuais e automáticos para remover vídeos irrelevantes, como conteúdos infantis ou sobre animais. Comentários foram mantidos apenas se detectados como em português, utilizando uma abordagem combinada com modelos RoBERTa e a biblioteca langdetect [6]. O conjunto final incluiu 7.587 vídeos, 3.983 canais, 159.943 comentários e 60.086 usuários distintos. Os dados estão disponíveis mediante a solicitação devido à natureza sensível do conteúdo.

### 3.2 Anotação de Comentários

Selecionamos amostras mensais de 150 comentários para anotação manual em três categorias: *Favorável*, *Contrário* e *Neutro*. Em resumo, a classe *Favorável* inclui comentários de apoio ao jogo, como ganhos, dicas, bugs exploráveis ou recomendações. A classe *Contrário* reúne críticas ou alertas sobre riscos, perdas, experiências negativas e argumentos éticos, financeiros ou sociais. Já a classe *Neutro* abrange comentários irrelevantes, ambíguos ou genéricos, sem posição clara sobre o jogo.

As diretrizes de anotação foram desenvolvidas a partir de uma análise exploratória dos dados, e o processo contou com três anotadores independentes, todos estudantes universitários, homens e mulheres entre 20 e 25 anos, que apresentaram concordância quase perfeita (Fleiss' Kappa = 0,81) [8]. Para cada comentário, prevaleceu o rótulo de maior frequência, enquanto os casos de empate foram descartados. O conjunto final anotado totalizou 2.669 comentários.

### 3.3 Classificação Baseada em Consenso

Para a detecção de posicionamento, aplicamos *fine-tuning* em dois modelos de linguagem abertos: RoBERTa [18] (pré-treinado em português [10]) e Llama 3.1 [7], avaliados com *cross-validation* e métricas como Macro-F1, precisão e acurácia [5].

A abordagem de classificação por consenso considerou apenas os comentários com concordância entre os dois modelos [5], reduzindo falsos positivos e promovendo maior confiabilidade. No entanto, é importante destacar que o RoBERTa, por ser um modelo leve (SLM), exige consideravelmente menos recursos computacionais do que o Llama 3.1, um modelo de grande porte (LLM). Isso abre espaço para aplicações em cenários com infraestrutura limitada, nos quais o uso exclusivo do RoBERTa pode ser uma alternativa viável, especialmente sob a hipótese de que ambos os modelos tendem a produzir classificações semelhantes na maioria dos casos. Se essa hipótese se confirmar, ambos os modelos podem ser empregados de forma independente, configurando uma solução adequada para cenários com recursos computacionais limitados.

### 3.4 Análise de Padrões Textuais

Com base nos comentários classificados como *Favorável* ou *Contrário*, realizamos uma análise linguística para identificar padrões como densidade textual, diversidade de vocabulário, repetição e similaridade semântica. Utilizamos TF-IDF com similaridade do cosseno [5] para avaliar a sobreposição semântica entre comentários. Essa análise buscou evidenciar estratégias discursivas distintas entre apoiadores e críticos do jogo.

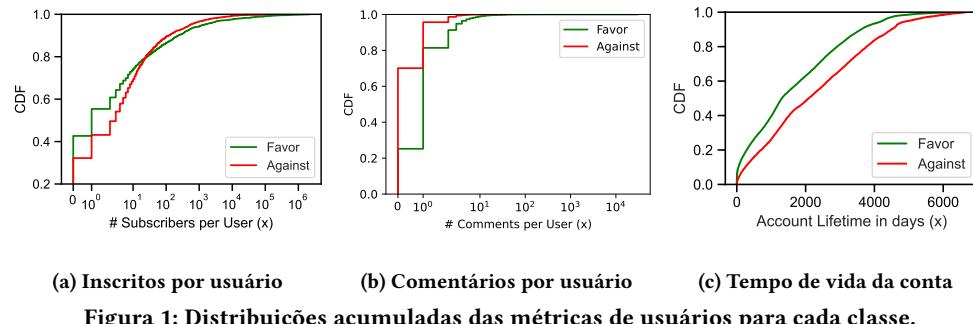


Figura 1: Distribuições acumuladas das métricas de usuários para cada classe.

## 4 RESULTADOS

Esta seção apresenta os principais achados deste estudo, divididos em três partes: (i) avaliação dos modelos de classificação e abordagem por consenso, (ii) análise temporal e perfis de usuários, e (iii) padrões textuais nos comentários classificados como *Favor* ou *Against*.

### 4.1 Desempenho dos Modelos de Classificação

Ambos os modelos utilizados - RoBERTa e Llama 3.1 – apresentaram desempenho robusto e estatisticamente equivalente na tarefa de classificação, com *Macro-F1* em torno de 80% e acurácia superior a 83%. O RoBERTa obteve 80,6% de *Macro-F1* e Llama 3.1 alcançou 79,9%. A escolha pela estratégia de classificação por consenso visou aumentar a confiabilidade, ao considerar apenas os casos em que ambos os modelos concordam na classificação.

Além disso, destaca-se que o RoBERTa, sendo mais leve computacionalmente, representa uma alternativa viável para cenários com recursos limitados, dado que seus resultados se mantêm comparáveis aos de modelos mais avançados como o Llama 3.1.

Ao aplicar os modelos treinados ao conjunto completo de comentários, foram classificadas 136.687 instâncias com concordância entre os modelos. Dentre estas, 89.212 foram atribuídas às classes *Favor* (76.741) e *Against* (12.471), compondo a base das análises seguintes.

### 4.2 Tendências Temporais e Perfis de Usuários

A Figura 2 mostra a evolução temporal dos comentários. Observa-se crescimento expressivo de mensagens favoráveis entre março e novembro de 2023, coincidindo com maior promoção do jogo e denúncias contra influenciadores. Após esse período, há um aumento relativo dos comentários contrários, indicando uma reação crítica crescente.

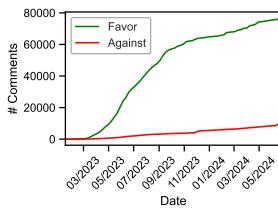


Figura 2: Comentários temporalmente acumulados.

Quanto ao perfil dos usuários, 70,1% postaram apenas comentários *Favor*, 25,2% apenas *Against* e apenas 4,7% participaram de ambos os discursos, revelando forte polarização. A Figura 1 resume as principais métricas de usuários: contas favoráveis tendem a ter

mais inscritos (a), postar mais comentários (b) e serem mais recentes (c), sugerindo padrões de automação e influência. Já os críticos são, em sua maioria, usuários menos ativos e com baixo alcance.

### 4.3 Padrões Textuais e Repetição de Conteúdo

A Figura 4 sintetiza os padrões textuais encontrados. Comentários *Favor* possuem maior densidade de palavras (19,6 vs. 10,2) e menor diversidade textual, com apenas 45% dos textos únicos. Em contraste, 95% dos comentários *Against* são distintos, com vocabulário proporcionalmente mais variado, mesmo sendo mais curtos. Isso indica que discursos favoráveis tendem à repetição e padronização, possivelmente por estratégias coordenadas de promoção, enquanto críticas surgem de forma mais orgânica.

Essa repetição se confirma pela análise de similaridade textual (Figura 3). Na classe *Favor*, 63% dos comentários têm similaridade superior a 90%, sugerindo uso de textos padronizados. Já na classe *Against*, a distribuição é mais dispersa, com apenas 9% de alta similaridade, o que reforça a hipótese de espontaneidade.

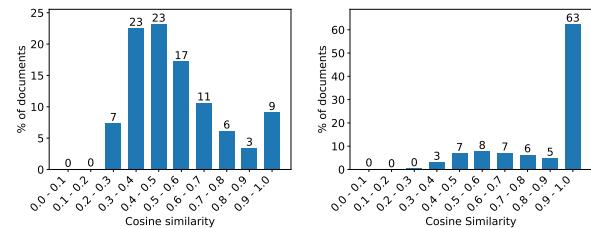


Figura 3: Distribuição de similaridade entre comentários.

Por fim, identificamos exemplos representativos que ilustram as diferenças discursivas entre os dois grupos. Comentários da classe *Favor* geralmente expressam ganhos ou entusiasmo com o jogo, como “Ganhei R\$ 100 no meu primeiro giro”, “Esse jogo paga mesmo!”, “Apostei e deu bom”, ou simplesmente “Quero ganhar”. Em muitos casos, essas mensagens são repetidas com pequenas variações, sugerindo padronização ou até automação. Já os comentários *Against* assumem um tom crítico, expressando desconfiança e alerta. Exemplos incluem: “Isso é golpe, ninguém ganha nisso”, “Dinheiro fácil não existe”, “Cuidado, é tudo manipulado” e “Mais um influenciador enganando os outros”. Esses comentários tendem a ser mais longos, variados e espontâneos, com relatos pessoais e questionamentos éticos.

Observamos que comentários favoráveis partem de usuários com maior alcance – em média, mais inscritos e maior volume de

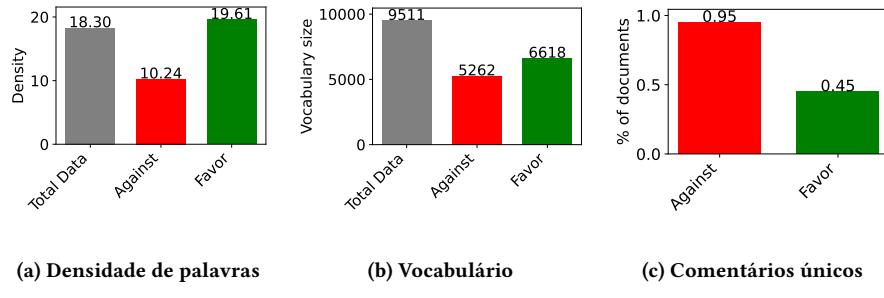


Figura 4: Características textuais dos comentários analisados.

participação. Essa assimetria potencializa o impacto desses discursos, aumentando a visibilidade e a influência no ambiente digital. Em contraste, críticas, embora mais diversas e genuínas, tendem a circular entre usuários com menor protagonismo na plataforma, revelando desequilíbrio informacional relevante para o debate público sobre apostas e regulação. A assimetria entre os discursos reforça a hipótese de que campanhas promocionais estruturadas influenciam diretamente a percepção pública sobre jogos de azar, ofuscando vozes críticas e dificultando a construção de uma consciência social informada sobre os riscos envolvidos.

Além das análises principais, realizamos investigações complementares para enriquecer a compreensão do discurso. Isso incluiu o mapeamento de termos recorrentes por cocorrência lexical e a visualização de padrões de similaridade semântica entre comentários, evidenciando agrupamentos textuais ligados a estratégias promocionais. Também examinamos, de forma exploratória, sobreposições entre termos dos comentários e títulos dos vídeos comentados. Esses aprofundamentos, discutidos com mais detalhes no artigo original, reforçam a hipótese de que comentários favoráveis seguem padrões padronizados e coordenados, enquanto os contrários refletem maior espontaneidade e diversidade narrativa [4].

## 5 CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS

Este trabalho analisou a promoção do jogo *Fortune Tiger* no YouTube, com foco nos comentários favoráveis e contrários usando técnicas modernas de PLN. Identificamos padrões linguísticos distintos, como repetição e padronização em comentários favoráveis, sugerindo coordenação ou automação. A metodologia combina modelos de diferentes portes (RoBERTa e Llama 3.1) com classificação por consenso, garantindo resultados escaláveis e replicáveis.

O estudo proporcionou uma experiência relevante em pesquisa de graduação, incluindo coleta e tratamento de dados em larga escala, uso de ferramentas abertas, ajuste de modelos de linguagem e análise de conteúdo online. Também reforça o papel social da ciência ao evidenciar o impacto da promoção digital de apostas e contribuir com dados para o debate sobre sua regulação no Brasil.

Como próximos passos, propõe-se ampliar a análise para outras plataformas (como TikTok e Telegram) e explorar aspectos multimodais dos vídeos. Também se planeja investigar reações a novas regulamentações e ações contra desinformação. Espera-se que a continuidade do trabalho fortaleça a formação em ciência de dados e gere subsídios para políticas públicas e boas práticas digitais.

## REFERÊNCIAS

- [1] Abarbanel, B. and Johnson, M. R. (2020). Gambling engagement mechanisms in twitch live streaming. *International Gambling Studies*.
- [2] Bradley, A. and James, R. J. (2019). How are major gambling brands using twitter? *International Gambling Studies*.
- [3] Chamil, A. Y., Djauanda, S. A., and Septaviana, N. (2024). A comprehensive communication approach to navigate the crisis caused by online gambling: Insights from kemencast# 44 on youtube. *Ilomata International Journal of Social Science*.
- [4] Costa, J., Oliveira, G., Fonseca, G., Reis, D., Oliveira Teixeira, G., Cunha, W., Rocha, L., and Ferreira, C. H. G. (2025). Characterizing youtube's role in online gambling promotion: A case study of fortune tiger in brazil. In *Proceedings of the 17th ACM Web Science Conference 2025, Websci '25*, page 42–51, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.
- [5] Cunha, W., Moreo, A., Esuli, A., Sebastiani, F., Rocha, L., and André Gonçalves, M. (2024). A noise-oriented and redundancy-aware instance selection framework. *ACM Transactions on Information Systems*.
- [6] Dias, A., Tanure, R. R., Almeida, J. M., Lima, H. C., and Ferreira, C. H. (2024). Análise da percepção do uso de cigarros eletrônicos no brasil por meio de comentários no youtube. In *Brazilian Symposium on Multimedia and the Web*.
- [7] Dubey, A., Jauhri, A., Pandey, A., Kadian, A., Al-Dahle, A., Letman, A., Mathur, A., Schelten, A., Yang, A., Fan, A., et al. (2024). The llama 3 herd of models. *arXiv preprint arXiv:2407.21783*.
- [8] Fleiss, J. L. (1971). Measuring nominal scale agreement among many raters. *Psychological bulletin*.
- [9] Foppa, G. T., Roza, T. H., and Telles, L. E. d. B. (2024). Online sports betting as an expression of antisocial behavior. *Brazilian Journal of Psychiatry*.
- [10] Garcia, E. A. S., Silva, N. F. F., Siqueira, F., Albuquerque, H. O., Gomes, J. R. S., Souza, E., and Lima, E. A. (2024). RoBERTaLexPT: A legal RoBERTa model pretrained with deduplication for Portuguese. In *International Conference on Computational Processing of Portuguese*.
- [11] Hopfgartner, N., Ruprechter, T., and Helic, D. (2022). Retention and relapse in gambling self-help communities on reddit. In *International Conference on Social Informatics*.
- [12] Houghton, S., McNeil, A., Hogg, M., and Moss, M. (2019). Comparing the twitter posting of british gambling operators and gambling affiliates: A summative content analysis. *International Gambling Studies*.
- [13] Houghton, S. P. B. and Moss, M. (2023). Assessing the bets advertised on twitter by gambling operators and gambling affiliates—an observational study incorporating simulation data to measure bet success. *International Gambling Studies*.
- [14] IBOPE (2023). Video audience share percentage in brazil. <https://kantaribopemedia.com/conteudo/relatorios/april-2023/>.
- [15] Jacques, C., Fortin-Guichard, D., Bergeron, P., Boudreault, C., Lévesque, D., and Giroux, I. (2016). Gambling content in facebook games: A common phenomenon? *Computers in Human Behavior*.
- [16] Kaakinen, M., Oksanen, A., Sirola, A., Savolainen, I., and Garcia, D. (2020). Emotions in online gambling communities: a multilevel sentiment analysis. In *International Conference on Human-Computer Interaction*.
- [17] Kroon, Å. (2020). Converting gambling to philanthropy and acts of patriotism: The case of “the world’s most swedish gambling company”. *Discourse, Context & Media*.
- [18] Liu, Y., Ott, M., Goyal, N., Du, J., Joshi, M., Chen, D., Levy, O., Lewis, M., Zettlemoyer, L., and Stoyanov, V. (2019). Roberta: A robustly optimized bert pretraining approach.
- [19] Russell, A. M., Hing, N., Bryden, G. M., Thorne, H., Rockloff, M. J., and Browne, M. (2023). Gambling advertising on twitter before, during and after the initial australian covid-19 lockdown. *Journal of Behavioral Addictions*.
- [20] Singer, J., Wöhr, A., and Otterbach, S. (2024). Gambling operators' use of advertising strategies on social media and their effects: A systematic review. *Current Addiction Reports*.