

Análise de Sentimentos de comentários no YouTube sobre a série Drive to Survive

Samuel O. S. Bianch^{1,2,4}, Claudia A. Martins², Raphael de S. R. Gomes², Anderson C. S. de Oliveira², João Gabriel R. Silva³, Vinicius da F. Vieira⁴

¹Instituto Federal de Mato Grosso (IFMT) - Campus Campo Verde
Av. Isidoro Luiz Gentilin, 585 - Belvedere, Campo Verde - MT

²Universidade Federal de Mato Grosso (UFMT) - Instituto de Computação
R. Quarenta e Nove, 2367 - Boa Esperança, Cuiabá - MT

³Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Brasília (IFB)
Área Especial 2-, s/n - São Bartolomeu (São Sebastião), Brasília - DF

⁴Universidade Federal de São João del-Rei (UFSJ) - Departamento de Computação
Rodovia BR-494, Vila São Paulo, São João del-Rei - MG

samuel.bianch@ifmt.edu.br, claudia@ic.ufmt.br, raphael@ic.ufmt.br,
anderson.oliveira@ufmt.br, joao.gabriel@ifb.edu.br,
vinicius@ufs.j.edu.br

Abstract. *Product reviews are an alternative way to validate popular opinion about a product. Sentiment analysis is a task that can assist in this endeavor. This study investigates the expression of sentiment in comments on YouTube for a Netflix series, Drive to Survive, which depicts the lives of drivers in the context of Formula 1. Using the YouTube API, 19,404 comments were collected. These texts were subjected to sentiment analysis using the VADER algorithm. The results show positive performance for the series, with 63.1% of comments being positive. This corroborates research in other areas, indicating the success of the content.*

Resumo. *Avaliações de produtos são uma alternativa para validar a opinião popular sobre um produto. A análise de sentimentos é uma tarefa que pode auxiliar nessa tarefa. Este trabalho investiga a expressão de sentimentos em comentários na plataforma YouTube para uma série da Netflix, Drive to Survive, que retrata a vida dos pilotos no contexto da Fórmula 1. Com o uso da API do YouTube, foram coletados 19.404 comentários. Esses textos foram submetidos a uma análise de sentimentos utilizando o algoritmo VADER. Os resultados mostram um desempenho positivo para a série, com 63,1% de comentários positivos. Isso corrobora com pesquisas em outras áreas, indicando o sucesso do conteúdo.*

1. Introdução

As redes sociais têm desempenhado um papel fundamental na difusão de ideias, na promoção de produtos e na divulgação de informações em geral. Esses canais de comunicação estão diretamente integrados ao cotidiano de todos, oferecendo diversos conteúdos

com base em dados que indicam preferências de consumo [Rachmad 2023]. Com essa revolução, esportes das mais diversas modalidades passaram a utilizar essas plataformas como meio de atrair e engajar novos públicos [Clavio 2021, Nisar e Prabhakar 2018].

O Campeonato de Fórmula 1 é reconhecido como uma competição dos esportes automotivos mais impactantes e tradicionais. Entretanto, com o passar dos anos, esse grandioso esporte vem perdendo seu espaço, sobretudo com o público mais jovem [Palermo e Delaine 2023]. Em face disso, estratégias foram criadas para que esses números fossem revertidos. Uma delas foi a criação da série que retrata o dia a dia dos pilotos, a *Drive to Survive* (em português: Dirigir para Viver)¹. Com isso, as pessoas podem criar uma identificação maior entre o carro e os pilotos [Massa et al. 2025]. Pesquisas apontam ainda que, recentemente, o esporte tem crescido em audiência com o público mais jovem [Rodo, Shah e Williams 2024].

Isso posto, percebe-se que no contexto da Fórmula 1, entende-se que a série da *Netflix* e o contexto de estratégias de *marketing* que foram criados, contribuíram para uma melhora significativa nos números de fãs e telespectadores em todo o mundo. Em posse dessa informação, nas redes sociais encontram-se diversos registros que representam sentimentos positivos, negativos ou neutros sobre diferentes perspectivas. Nesse sentido, inúmeros textos são descarregados em forma de comentários, postagens e até em imagens nessas plataformas.

A análise de sentimentos é um procedimento que avalia automaticamente expressões em linguagem natural, busca por afirmações ou opiniões e as classifica de acordo com sua emoção expressa [Wankhade, Rao e Kulkarni 2022]. Conhecer quais são os sentimentos sobre um produto é uma importante técnica que, com o avanço e difusão das redes sociais, tornou-se cada vez mais interessante em diferentes contextos [Hartmann et al. 2023]. Em outras palavras, entender qual o impacto que um determinado filme, série ou conteúdo de audiovisual causa no seu público, tende a ser uma valiosa informação para futuras campanhas de *marketing*. Na literatura, alguns autores fizeram publicações sobre esse contexto no campo do engajamento entre fãs [Böckerman 2024, Soble e Lowes 2024]. Este trabalho pretende prospectar se os dados de comentários no *YouTube* se assemelham ao impacto positivo trazido por essas obras, por meio de uma preliminar análise de sentimentos.

Neste sentido, o objetivo deste trabalho consiste em desenvolver uma análise de sentimentos dos comentários do *YouTube*, dos *trailers* de cada temporada da série *Drive to Survive*, considerando apenas os *trailers* oficiais, publicados pela *Netflix* na língua inglesa. Assim, será possível, de uma forma computacional e automatizada, medir e conhecer a polaridade de sentimentos dos usuários sobre a série no contexto da rede social do *YouTube*. Estudar essas manifestações é relevante não apenas para entender a recepção do público, mas também para fornecer subsídios que podem auxiliar na tomada de decisões estratégicas de *marketing*, engajamento e produção de conteúdo voltado a públicos específicos, neste caso expectadores da Fórmula 1.

Em face do exposto, pode-se intuitivamente pensar que comentários positivos sobre as temporadas da série possuem uma relação direta com o aumento do número de fãs do esporte. Assim como uma relação inversamente proporcional com os comentários

¹ <https://www.netflix.com/title/80204890>

negativos sobre esse aumento; porém, como é uma pesquisa em andamento, não será o foco deste trabalho analisar esta correlação.

Este trabalho está estruturado da seguinte maneira: (i) introdução, que apresenta os aspectos que norteiam a discussão presente no artigo, fundamentando os objetivos e contextualizando o problema abordado; (ii) aspectos teóricos e propostas relacionadas, que faz uma breve exposição de trabalhos que se assemelham a este artigo, exibindo pontos similares e teóricos; (iii) materiais e métodos, expõe como foi realizada a pesquisa preliminar, como foi feita a mineração de dados e quais ferramentas foram necessárias; (iv) resultados e discussões, exhibe os resultados iniciais desta pesquisa, no qual apresenta a análise de sentimentos e uma discussão sobre a classificação dos sentimentos; e por fim (v) conclusões e direções futuras, indica uma síntese do que foi realizado, assim como sugerindo os próximos trabalhos que devem ser feitos a partir deste artigo.

2. Aspectos Teóricos e Propostas Relacionadas

A análise de sentimentos, também conhecida como *opinion mining*, é uma subárea da mineração de texto e do Processamento de Linguagem Natural (PLN) que tem como objetivo identificar, extrair e classificar automaticamente opiniões ou emoções expressas em textos. Essa técnica busca compreender a atitude subjetiva dos autores em relação a determinado tema, produto, evento ou serviço, classificando os sentimentos geralmente em categorias como positivo, negativo ou neutro [Medhat, Hassan e Korashy 2014]. Por ser uma abordagem útil para avaliar percepções públicas em larga escala, a análise de sentimentos tem sido amplamente aplicada em domínios como marketing, política, entretenimento e redes sociais [Kumar 2024].

Dada sua ampla aplicação, especialmente em contextos digitais, diversos trabalhos têm explorado a análise de sentimentos em textos como uma ferramenta essencial no campo da ciência de dados. O que os diferencia, muitas vezes, são as técnicas empregadas ou o domínio específico de aplicação [Liu 2012]. Na Figura 1 são ilustradas algumas etapas comuns desse tipo de análise, frequentemente associada ao modelo conhecido como *Product Reviews*. Nesse modelo, primeiramente ocorre a identificação de sentimentos em palavras e frases; em seguida, selecionam-se os atributos mais relevantes para a classificação. Após essa filtragem, realiza-se a classificação propriamente dita e, por fim, determina-se a polaridade dos sentimentos expressos.

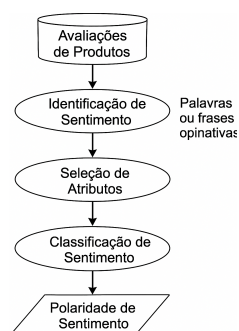


Figura 1. Modelo de análise de sentimentos (Adaptado) [Medhat, Hassan e Korashy 2014]

As análises de sentimentos são comumente tratadas como um problema clássico

de classificação, geralmente divididas em três categorias principais: positiva, negativa e neutra. Sentimentos positivos estão associados a emoções como alegria, satisfação e entusiasmo, enquanto sentimentos negativos refletem emoções como tristeza, frustração e raiva. Por outro lado, quando não é possível determinar com clareza se o conteúdo expressa uma opinião favorável ou desfavorável, a classificação adotada é a de sentimento neutro [Wankhade, Rao e Kulkarni 2022]. Além disso, cabe lembrar que, em redes sociais, há a presença de vários textos curtos que podem conter ironia, o que dificulta, até mesmo para um humano, a sua classificação.

Prospectando obras que se assemelham a este artigo, na literatura encontra-se o trabalho de Novendri *et. al.* (2020), que faz uma análise de sentimentos da série conhecida no Brasil como *La Casa de Papel*, no artigo é referenciada como *Money Heist*. A análise é baseada em comentários dos usuários no canal da *Netflix* no *YouTube*, especificamente dirigidos ao *trailer* da quarta temporada da série. Esta temporada, que foi lançada em 3 de abril de 2020, apresentou uma demanda global 31,73 vezes superior à média de séries ao redor do mundo [Novendri et al. 2020]. Os autores justificam a pesquisa ao apontarem que, apesar do sucesso da série, muitos comentários nos trailers eram neutros ou negativos, motivando a adoção de uma abordagem sistemática para classificá-los. Utilizando o algoritmo Naïve Bayes, conhecido por sua simplicidade e eficácia em mineração de texto, os dados foram coletados via API do *YouTube* e processados. O modelo alcançou bons resultados: 81% de acurácia, 74,83% de precisão e 75,22% de recall, apresentando sua aplicabilidade ao contexto.

Alhujaili e Yafooz (2021) realizaram uma análise sobre técnicas de análise de sentimento aplicadas a comentários do *YouTube*, classificando os métodos em três níveis: simples, complexo e avançado. Enquanto o nível simples agrupa polaridades em categorias básicas como positivo, negativo e neutro, o nível complexo expande para múltiplas classes, e o avançado utiliza abordagens baseadas em léxicos e técnicas linguísticas para captar emoções como felicidade, surpresa, raiva e medo. Os autores ressaltam a importância do pré-processamento dos dados, como tokenização, normalização, remoção de *stop words* e *stemming*, para melhorar a precisão dos modelos, que utilizam vetores de características extraídos via TF-IDF [Alhujaili e Yafooz 2021]. Foram avaliados algoritmos como Naïve Bayes, Support Vector Machines (SVM) e Redes Neurais Convolucionais (CNNs). Apesar do desempenho competitivo do SVM e CNN em alguns casos, o Naïve Bayes destaca-se pela simplicidade, eficiência computacional e facilidade de interpretação, especialmente em grandes volumes de dados textuais de redes sociais. Os autores também apontam a necessidade de mais pesquisas em idiomas além do inglês, recomendando maior exploração de análises multilíngues, especialmente para o árabe, onde estudos anteriores obtiveram cerca de 75% de acurácia com métodos baseados em léxicos.

O presente artigo contempla alguns pontos que foram apresentados pelos artigos elicitados nesta seção. Semelhante ao trabalho de Novendri *et. al.* (2020), os dados são coletados de trailers de uma série do *YouTube* para a análise, sendo assim, assemelhasse pela técnica utilizada para extração de dados. Alhujaili e Yafooz (2021) contribuem para uma ampla visão de técnicas de análise de sentimentos em comentários de vídeos do *YouTube*. Diante disso, este trabalho se difere do proposto por Novendri pelo uso de uma ferramenta de análise de sentimentos já disponível na literatura e amplamente validada

pela comunidade.

3. Materiais e Métodos

Para a realização deste estudo, foi realizada uma análise de sentimentos com base em comentários publicados na plataforma *YouTube* referentes à série *Drive to Survive*, produzida pela *Netflix*. A amostra abrangeu comentários das sete temporadas disponíveis até o momento da coleta. Os dados foram obtidos por meio da *API* pública do *YouTube*, que permite o acesso estruturado a informações como o conteúdo textual dos comentários, autor, número de avaliações positivas ("Gostei") e negativas ("Não gostei"), entre outros. No escopo da análise preliminar, foram considerados apenas os textos dos comentários, uma vez que o foco central está na extração e interpretação de sentimentos expressos nas mensagens. A coleta dos dados foi implementada em linguagem de programação *Python*, utilizando a biblioteca *googleapiclient*, responsável por fornecer os *endpoints* necessários para a comunicação com a *API* do *YouTube*.

Para a análise de sentimentos dos comentários coletados, esta pesquisa introdutória emprega o algoritmo *VADER* (*Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner*), uma ferramenta de PLN desenvolvida especificamente para textos oriundos de redes sociais [Hutto e Vader 2023]. O *VADER* é baseado em analisadores léxicos e utiliza um dicionário com pontuações de sentimento previamente atribuídas a palavras e expressões, classificando-as como positivas, negativas ou neutras. Projetado para lidar com as particularidades da comunicação em mídias sociais, o algoritmo é capaz de interpretar gírias, *emojis*, pontuações e intensificadores com precisão. A saída do *VADER* é um valor contínuo no intervalo $[-1, 1]$, em que valores próximos a 1 indicam forte sentimento positivo, valores próximos a -1 refletem sentimento negativo, e valores próximos a 0 sugerem neutralidade [Youvan 2024].

Embora a análise de sentimentos seja tradicionalmente tratada como um problema de classificação, o *VADER* não realiza uma categorização direta dos comentários, mas sim atribui a eles um valor contínuo que expressa o grau de positividade ou negatividade. Para viabilizar a classificação dos sentimentos em categorias discretas, foi implementada uma regra baseada no valor do atributo *compound*, que representa a média ponderada dos sentimentos expressos no texto. Seguindo a abordagem proposta por Haider et al. [Haider, Mahmood e Aslam 2021], comentários com *compound* maior ou igual a 0,05 foram classificados como positivos; aqueles com valor menor ou igual a $-0,05$ foram considerados negativos; e os demais, com valores entre $-0,05$ e 0,05, foram classificados como neutros.

A documentação do *VADER* menciona que ele trabalha bem com *emojis*, pontuações e outros elementos típicos de redes sociais para expressar sentimentos. Sendo assim, não foi realizada a remoção de *stopwords* ou palavras que não contribuiriam para os resultados. Essa técnica foi utilizada apenas na geração de uma nuvem de palavras apresentada nos resultados, para que artigos em inglês, por exemplo, não atrapalhem na nossa visualização de informações.

A fim de fazer com que o estudo realizado neste artigo possa ser reproduzido e validado por outros pesquisadores, foi implementado um *notebook*² na plataforma co-

²<https://colab.research.google.com/drive/1b6ZF-AeaB-K6OJfuW2Dha9apkIoP7x6V?usp=sharing>

laborativa *Google Colab*, contendo algumas informações mais específicas sobre implementações a nível de código. De modo semelhante, as bases de dados utilizadas para a análise de sentimentos também estão expostas de forma pública na plataforma *Google Drive*³. Essa abordagem favorece a replicabilidade e o conceito de *Open Science* [Samuel e König-Ries 2021].

Nesta pesquisa, foram coletados 19.404 comentários sobre as 7 temporadas da série *Drive To Survive* da *Netflix*. A Figura 2 expõe a nuvem de palavras representada pela base de dados; nela, vemos palavras de destaque como "*Cant Wait*"(que, traduzido para o Português, significa mal posso esperar), representando uma ansiedade em consumir cada vez mais o conteúdo proposto pela *Netflix*. Outras palavras também receberam destaque como: *Netflix*, *season*, *show*, *serie* e *drive to survive*, que, neste contexto de análise de sentimentos, não devem impactar na polaridade dos sentimentos.

Figura 2. Nuvem de Palavras.

De modo semelhante, a Figura 4 mostra a distribuição de sentimentos dos comentários feitos sobre as últimas três temporadas da série. Optou-se por plotar os gráficos dessas temporadas com outra escala no eixo Y, para que a identificação seja mais simples entre as discrepâncias da classificação. Com isso, observa-se um declínio, principalmente na quantidade de comentários, possivelmente influenciado pelo tempo em que os trailers permanecem disponíveis. Quanto mais antiga a temporada, maior é o período em que os usuários têm para expressar suas opiniões nos comentários.

³<https://acesse.one/bDgLD>

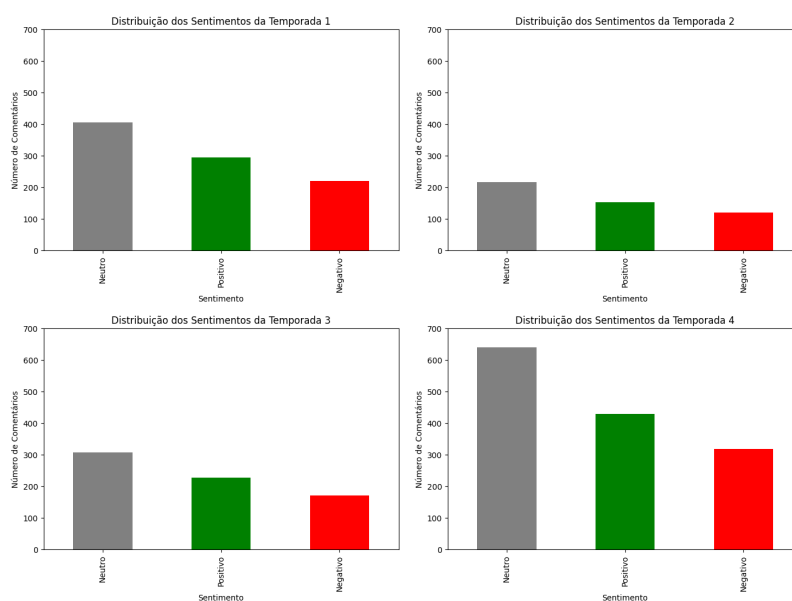


Figura 3. Distribuição de sentimentos dos 4 primeiras temporadas.

A Tabela 1 apresenta a distribuição entre os três sentimentos no contexto das sete temporadas. É evidente que os comentários que o *VADER* não identificou como positivos ou negativos são a maioria nesta base de dados.

Tabela 1. Quantitativo dos sentimentos identificados

Sentimento	Quantidade	%
Neutro	8.476	43,7
Positivo	6.896	35,5
Negativo	4.032	20,8

Em face disso, 6.896, aproximadamente 35,5%, comentários no vídeo apresentavam o sentimento de positividade em forma de texto. Isso pode comprovar a efetividade e acerto na condução dos produtores, onde conseguiram transmitir de forma eficaz o dia a dia dos pilotos e fazer com que as sensações representadas em forma de texto pelos usuários fossem, em sua maioria, positivas. Esse dado ainda é inflacionado se desconsiderarmos os comentários neutros, chegando a 63,1%.

Os comentários negativos foram aproximadamente 20,8% da nossa base completa, ou seja, 4.032 comentários tiveram sua classificação indicando um sentimento de negatividade. Cabe ressaltar que não necessariamente esses comentários podem estar se referindo ao produto, como em toda rede social, ódio ou gentilezas podem ser trocados entre os usuários e essas interações podem ter gerado ruídos para essa análise preliminar. Se focarmos apenas em textos classificados como negativos e positivos, isso representa 36,9% do nosso espaço amostral.

Destaca-se, ainda, a semelhança observada nos gráficos de sentimentos entre as diferentes temporadas da série, indicando uma consistência nas reações do público ao longo do tempo. Esse padrão de uniformidade não era inicialmente esperado, considerando que, em produções seriadas, é comum a ocorrência de variações na qualidade percebida entre

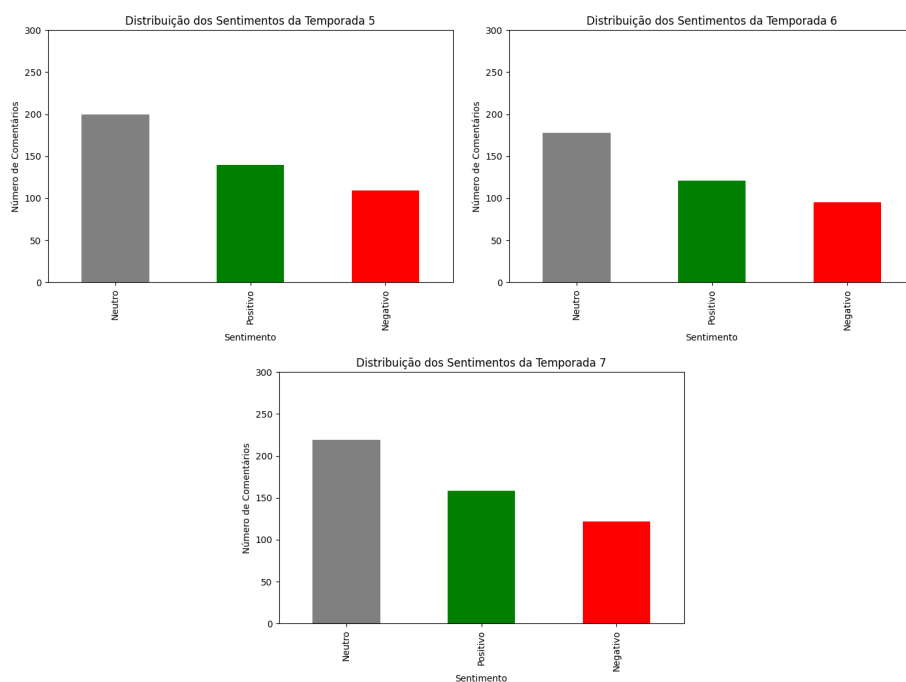


Figura 4. Distribuição de sentimentos das 3 últimas temporadas.

temporadas, frequentemente resultando em flutuações no engajamento e na avaliação do público [Gianatasio 2014].

Portanto, os resultados apontam que os dados corroboram com os artigos propostos pelos pesquisadores de publicidade e *marketing*, no qual apontam o produto *Drive To Survive* como uma mudança de paradigma do produto Fórmula 1. Sendo assim, podemos inferir que a partir de comentários dos *trailers* dessa série, temos um resultado positivo acerca da sua aceitação pública, por meio desta análise preliminar de sentimentos, visto que foram maioria nesta metodologia.

5. Conclusões e direções futuras

Neste trabalho, foi realizada uma análise preliminar de sentimentos sobre os comentários publicados no *YouTube*, referentes aos trailers das sete temporadas da série *Drive to*

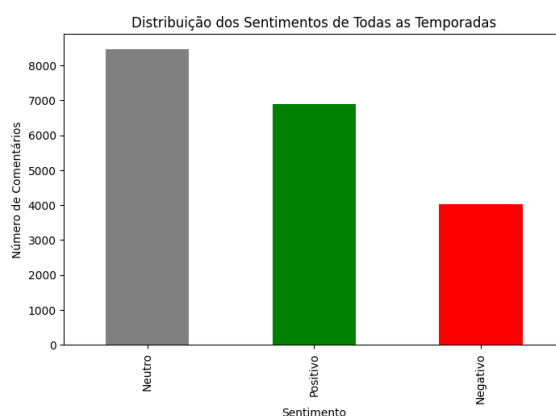


Figura 5. Distribuição de sentimentos de todos os comentários

Survive, produzida pela *Netflix* em parceria com a Fórmula 1. A partir da coleta automatizada de dados por meio da API pública do *YouTube* e da aplicação do algoritmo *VADER*, buscou-se classificar a percepção do público quanto ao conteúdo da série, com foco em comentários escritos em língua inglesa. A metodologia adotada permitiu identificar padrões de polarização emocional nos comentários, oferecendo uma visão inicial sobre a recepção da audiência frente à proposta do produto audiovisual.

Os resultados obtidos indicam que a percepção do público em relação à série *Drive to Survive* é predominantemente positiva, com base nos comentários analisados. Essa constatação, embora limitada ao escopo desta base de dados, está em consonância com estudos de outras áreas que investigam o impacto de conteúdos midiáticos nas redes sociais, reforçando a relevância do entretenimento como ferramenta de engajamento. Outro ponto relevante é que os comentários foram submetidos apenas a um algoritmo já validado na literatura, o *VADER*, análises e validações com outros algoritmos podem ser necessárias para a comprovação do exposto.

Este estudo representa o ponto de partida de uma linha de pesquisa mais ampla, voltada à compreensão do papel de produtos audiovisuais como séries, filmes e programas de TV, na promoção do engajamento dos fãs e telespectadores com modalidades esportivas. Como desdobramento futuro, pretende-se expandir a análise para outras produções de entretenimento, explorando diferentes públicos e plataformas, a fim de aprofundar a compreensão sobre as dinâmicas de influência exercidas pelo conteúdo digital no comportamento da audiência.

Referências

- ALHUJAILI, R. F.; YAFOOZ, W. M. Sentiment analysis for youtube videos with user comments. In: IEEE. *2021 International conference on artificial intelligence and smart systems (ICAIS)*. [S.l.], 2021. p. 814–820.
- BÖCKERMAN, T. E. Speed and spectacle: a qualitative case study on fan engagement within a formula one fan community through netflix's drive to survive. 2024.
- CLAVIO, G. *Social media and sports*. [S.l.]: Human Kinetics Publishers, 2021.
- GIANATASIO, D. *From Breaking Bad to Lost: The Quality of 13 Famous TV Shows, Charted Over Time*. WIRED, 2014. Accessed: 2025-07-14. Disponível em: <<https://www.wired.com/2014/03/graph-quality-every-tv-show-ever-amazing-site/>>.
- HAIDER, S. M.; MAHMOOD, A.; ASLAM, M. N. Vader sentiment analysis without and with english punctuation marks. *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*, World Academy of Research in Science and Engineering (WARSE), v. 10, n. 2, p. 1268–1274, 2021. Disponível em: <<https://www.warse.org/IJATCSE/static/pdf/file/ijatcse1371022021.pdf>>.
- HARTMANN, J. et al. More than a feeling: Accuracy and application of sentiment analysis. *International Journal of Research in Marketing*, Elsevier, v. 40, n. 1, p. 75–87, 2023.
- HUTTO, C.; VADER, G. E. a parsimonious rule-based model for sentiment analysis of social media text. 2014. DOI: <https://doi.org/10.1609/icwsm.v8i1>, v. 14550, p. 216–225, 2023.

- KUMAR, e. a. Sentiment analysis methods, applications, and challenges: A systematic literature review. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, Elsevier, v. 36, n. 4, p. 102048, 2024.
- LIU, B. *Sentiment analysis and opinion mining*. [S.l.]: Morgan & Claypool Publishers, 2012. v. 5. 1–167 p. (Synthesis Lectures on Human Language Technologies, 1).
- MASSA, F. et al. Massa revela apelo por bartoletto na f1 e cita rusga com piquet sobre 2008: “não quis falar comigo”. *ge – Abre Aspas*, maio 2025. Entrevista longa concedida na sede da TV Globo em São Paulo.
- MEDHAT, W.; HASSAN, A.; KORASHY, H. Sentiment analysis algorithms and applications: A survey. *Ain Shams engineering journal*, Elsevier, v. 5, n. 4, p. 1093–1113, 2014.
- MEDLAND, C. A formula 1 battle for the ages. *USA Today*, USA Today, p. 05C–05C, 2021.
- NISAR, T.; PRABHAKAR, G. Sports clubs’ use of social media to increase spectator interest. *International Journal of Information Management*, Elsevier, v. 39, p. 132–138, 2018.
- NOVENDRI, R. et al. Sentiment analysis of youtube movie trailer comments using naïve bayes. *Bulletin of Computer Science and Electrical Engineering*, v. 1, n. 1, p. 26–32, 2020.
- PALERMO, A.; DELAINE, G. Formula one on social networks: a successful strategy. *Zer*, v. 28, n. 54, p. 13–29, 2023.
- RACHMAD, Y. E. *Social Media Impact Theory*. [S.l.]: Port Elizabeth Bay Book Publishing, Special Edition, 2023.
- RODO, D. J. P. O impacto da série documental formula 1: Drive to survive na renovação de audiência da fórmula 1.
- SAMUEL, S.; KÖNIG-RIES, B. Understanding experiments and research practices for reproducibility: an exploratory study. *PeerJ*, PeerJ Inc., v. 9, p. e11140, 2021.
- SHAH, D.; WILLIAMS, A. L. “drive to survive” drives new fans to formula 1? studying viewer experiences of a sports documentary and its influence on the sport’s fandom. *Communication & Sport*, SAGE Publications Sage CA: Los Angeles, CA, p. 21674795241280209, 2024.
- SOBLE, C.; LOWES, M. Narrative storytelling as a fan conversion tool in the netflix docuseries drive to survive. *Communication & Sport*, SAGE Publications Sage CA: Los Angeles, CA, p. 21674795241238158, 2024.
- WANKHADE, M.; RAO, A. C. S.; KULKARNI, C. A survey on sentiment analysis methods, applications, and challenges. *Artificial Intelligence Review*, v. 55, n. 7, p. 5731–5780, 2022. ISSN 1573-7462. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s10462-022-10144-1>>.
- YOUVAN, D. C. Understanding sentiment analysis with vader: a comprehensive overview and application. *AI and Data Science Journal*, 2024.