



Reputação de Marca no TikTok: Um Estudo de Caso Comparativo entre Amazon Brasil, Mercado Livre e Magazine Luiza

EVERTON REIS DE SOUZA ¹* - <https://orcid.org/0009-0009-4634-9084>

ARNALDO LUCAS SANTOS DUARTE ¹ - <https://orcid.org/0009-0005-2538-3663>

MARCOS PAULO DE OLIVEIRA SILVA ¹ - <https://orcid.org/0009-0009-5775-6937>

ERICLECIO THIAGO MORAIS DE ARAUJO ² - <https://orcid.org/0009-0001-2277-3317>

VAGNER ALVES FERREIRA DA SILVA ² - <https://orcid.org/0009-0000-0915-547X>

Gabriel Luiz Leite Souza ³ - <https://orcid.org/0009-0007-9466-7867>

MATHEUS RYAN DA SILVA NASCIMENTO ³ - <https://orcid.org/0009-0009-4089-4079>

¹Ciência da Computação, Universidade Federal de Alagoas,
(UFAL), Campus Arapiraca,
Alagoas, Brasil

E-mail: everton.reis@arapiraca.ufal.br

E-mail: arnaldo.lucas@arapiraca.ufal.br

E-mail: marcos.silva4@arapiraca.ufal.br

²Análise e Desenvolvimento de Sistemas, Instituto Federal de Educação,
Ciência e Tecnologia de Pernambuco (IFPE), Campus Palmares,
Pernambuco, Brasil

E-mail: etma@discente.ifpe.edu.br

E-mail: vafs@discente.ifpe.edu.br

³Ciência da Computação, Universidade Federal de Alagoas,
(UFAL), Campus A. C. Simões,
Alagoas, Brasil

E-mail: glls@ic.ufal.br

E-mail: mrysn@ic.ufal.br

Annals of Data Analysis

<https://periodicos.ufpe.br/revistas/ADA/>

Copyright © 2026 by author(s).

This work is licensed under the Creative
Commons Attribution International
License CC BY-NC-ND 4.0

<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/deed.en>



Resumo

Este artigo apresenta um estudo de caso comparativo da reputação de marca no TikTok, focando nos perfis oficiais da Amazon Brasil, Mercado Livre e Magazine Luiza. Utilizando uma metodologia mista, foi desenvolvido um algoritmo de raspagem de dados para coletar 15.247 comentários, que foram subsequentemente analisados por um modelo de processamento de linguagem natural (BERT). A análise de sentimentos, classificada em uma escala de 1 a 5 estrelas, revelou perfis de reputação distintos. Os resultados indicam que o Mercado Livre possui a percepção mais positiva (66,4% de avaliações "5 estrelas"), enquanto a Amazon enfrenta os maiores desafios, com a maior proporção de comentários negativos (40,8% de "1 estrela"). O Magazine Luiza exibe um cenário polarizado, com um volume expressivo tanto de interações positivas quanto neutras. O estudo contribui para a compreensão da gestão de marca em plataformas de vídeos curtos.

Palavras-chave

1. Introdução

A ascensão das mídias sociais consolidou plataformas como o TikTok como arenas onde a gestão da reputação digital é operacionalizada por meio de frameworks de inteligência (Casado-Molina & Ramos, 2019). No competitivo mercado brasileiro de e-commerce, líderes como Amazon Brasil, Mercado Livre e Magazine Luiza utilizam esses canais não apenas para marketing, mas para construir ativamente a percepção pública. As estratégias de conteúdo adotadas por essas empresas no TikTok são um fator determinante na moldagem de sua reputação em um ambiente digital dinâmico e co-criado pelos usuários.

Nesse ecossistema, a competição se manifesta na capacidade de influenciar múltiplos Indicadores-Chave de Desempenho (KPIs) reputacionais, como o volume de menções, o engajamento e a valência do sentimento público (Mothapo et al., 2024). A reputação deixa de ser um conceito abstrato e passa a ser um ativo mensurável, cujo desempenho pode ser monitorado e comparado. Compreender como diferentes abordagens estratégicas impactam esses KPIs é, portanto, vital para a gestão de marca na era digital.

Apesar da crescente adoção de ferramentas de monitoramento, há uma lacuna na análise comparativa de como as estratégias de conteúdo de concorrentes diretos se traduzem em perfis de KPIs reputacionais distintos em plataformas de vídeo curto. Diante disso, este estudo investiga a seguinte questão: Quais são os perfis de reputação digital da Amazon Brasil, Mercado Livre e Magazine Luiza no TikTok, com base nos KPIs de engajamento e sentimento do público?

Para responder a essa questão, este artigo aplica um pipeline metodológico que combina web scraping e análise de sentimentos para mensurar e comparar os KPIs de engajamento e valência de sentimento extraídos dos perfis oficiais das três empresas. O objetivo é mapear e contrastar os perfis de reputação digital de cada uma, oferecendo insights sobre a eficácia de suas estratégias e contribuindo com dados empíricos para o campo da inteligência reputacional em mídias sociais.

2. Fundamentação Teórica

A mensuração da reputação de marca na era digital evoluiu de simples monitoramento para a aplicação de frameworks de inteligência reputacional (Casado-Molina & Ramos, 2019). Tais estruturas permitem o rastreamento contínuo e a análise comparativa de marcas por meio de múltiplos Indicadores-Chave de Desempenho (KPIs), buscando traduzir interações online em valor de negócio (Rust et al., 2021). A reputação, nesse contexto, é um construto multidimensional que abrange métricas de conscientização (ex: volume de menções), engajamento (ex: curtidas, comentários) e valência (o sentimento predominante), que devem ser analisadas de forma integrada para um diagnóstico preciso (Mothapo et al., 2024).

Para influenciar esses KPIs, as organizações adotam estratégias de marketing de conteúdo, focadas na criação e distribuição de material relevante para fomentar uma comunidade de marca (Muniz Jr. & O'Guinn, 2001). Em plataformas como o TikTok, o conteúdo atua como um catalisador para o *electronic Word-of-Mouth* (eWOM), cujas características podem ser quantificadas para avaliar a percepção pública. O engajamento gerado nessas comunidades serve, portanto, como um indicador da eficácia da estratégia de conteúdo e da coesão da base de consumidores da marca (Van Doorn et al., 2010).

A quantificação da valência do eWOM em larga escala é operacionalizada por meio de técnicas de Mineração de Opinião, notadamente a análise de sentimentos. A literatura recente valida a superioridade de modelos computacionais baseados em Transformers (ex: BERT) sobre métodos de léxico mais antigos, devido à sua capacidade de interpretar o contexto e as nuances da linguagem específica de cada domínio (Derrick, 2024; Kotras, 2020). A aplicação de tais modelos permite converter dados textuais não estruturados, como comentários de usuários, em uma métrica objetiva de sentimento, componente central para a avaliação da reputação de marca online.

3. Metodologia

O presente estudo adota uma abordagem metodológica mista, combinando técnicas quantitativas e qualitativas para a análise de dados. A pesquisa foi conduzida em três etapas sequenciais e interdependentes: (1) desenvolvimento de uma ferramenta para coleta de dados e extração de informações da plataforma TikTok; (2) processamento e estruturação do corpus de dados; e (3) aplicação de modelos de análise textual e de sentimentos para a interpretação dos resultados.

3.1. Coleta de Dados: Raspagem de Perfis no TikTok

A estratégia de coleta de dados foi definida com base nas ferramentas disponíveis no momento da execução do estudo. Visto que a API oficial do TikTok, na época, não fornecia *endpoints* públicos para a extração dos comentários necessários para esta análise, a abordagem metodológica adotada foi o desenvolvimento de um algoritmo de raspagem de dados (*web scraping*). A ferramenta foi construída utilizando a linguagem de programação Python, com o auxílio de bibliotecas complementares para automação de navegadores e análise de documentos HTML.

O processo de coleta foi planejado para simular a interação de um usuário humano e garantir o acesso aos dados completos. O funcionamento do algoritmo ocorreu conforme as etapas descritas nas subseções a seguir.

3.1.1. Autenticação

A ferramenta foi programada para utilizar credenciais de acesso (cookies de sessão) de um usuário previamente autenticado na plataforma TikTok. Este passo é crucial, pois o acesso a informações detalhadas, como a lista completa de comentários em um post, é restrito a usuários logados.

3.1.2. Navegação e Extração

Uma vez autenticado, o algoritmo navegou programaticamente pelos perfis das marcas. Em cada publicação, a extração de dados foi realizada pelo mapeamento de seletores CSS que identificavam os elementos-alvo na estrutura HTML. A título de exemplo, o texto de um comentário era localizado ao se buscar a tag de parágrafo (p) com uma classe específica (e.g., tiktok-1p6k4j-PCommentText).

- **Metadados do Post:** URL, descrição textual (description), título da música (musicTitle), data de publicação (date) e as *hashtags* (tags) associadas.
- **Métricas de Engajamento:** Número de visualizações (views), curtidas (likes), comentários (comments), compartilhamentos (shares) e salvamentos (bookmarks).
- **Comentários:** Para cada post, foram extraídos o texto do comentário, o nome do autor (username), o tempo decorrido desde a postagem (time) e o número de curtidas do comentário.

O processo de raspagem foi executado até que um volume significativo de posts de cada perfil fosse alcançado, garantindo uma amostra representativa das interações.

3.2. Processamento e Estruturação do Corpus

Após a conclusão da fase de coleta, os dados extraídos foram organizados e armazenados em arquivos no formato JSON (JavaScript Object Notation). Este formato foi escolhido por sua flexibilidade e pela facilidade de integração com ferramentas de análise de dados.

O corpus final, após tratamento e consolidação, resultou em um total de 15.247 comentários coletados dos perfis oficiais das três marcas. A distribuição dos comentários no conjunto de dados é a seguinte:

- **Magazine Luiza:** 74,86% do total de comentários
- **Mercado Livre:** 14,97% do total de comentários
- **Amazon Brasil:** 10,17% do total de comentários

Sobre essa distribuição, duas observações metodológicas são fundamentais. Primeiro, a análise comparativa foi normalizada, baseando-se nas proporções de sentimento de cada marca individualmente, o que assegura a validade dos resultados independentemente do volume total de comentários. Segundo, a própria variação no volume de dados coletados pode ser interpretada como um reflexo das distintas estratégias de presença digital, possivelmente indicando diferentes níveis de investimento em produção de conteúdo e gestão de comunidade no TikTok.

3.3. Análise dos Dados

A análise dos dados foi conduzida por meio de um pipeline computacional projetado para quantificar a percepção do público sobre cada marca a partir do corpus de comentários. O processo iniciou-se com uma etapa de pré-processamento, na qual os comentários textuais foram extraídos da estrutura de dados JSON de cada perfil. Para garantir a integridade da análise e evitar a super-representação de interações individuais, o corpus foi higienizado com

a remoção de entradas duplicadas, assegurando que cada comentário representasse uma observação única.

O núcleo da análise consistiu na aplicação de um modelo de classificação de sentimentos baseado em Processamento de Linguagem Natural (PLN). Empregou-se o modelo pré-treinado `nlptown/bert-base-multilingual-uncased-sentiment`, uma ferramenta de ponta da plataforma Hugging Face. A escolha foi estratégica devido à sua arquitetura BERT (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*), que oferece capacidade superior para interpretar as nuances contextuais de textos informais de mídias sociais, superando métodos tradicionais [1, 2]. Sendo multilíngue, o modelo é otimizado para o português brasileiro. Tecnicamente, cada comentário foi truncado para 512 tokens e submetido ao modelo, que atribui uma pontuação em escala ordinal de 1 a 5 estrelas. Essa granularidade na saída é fundamental para a análise, pois permite distinguir a **intensidade** do sentimento — diferenciando uma satisfação moderada ("4 estrelas") de um forte endosso ("5 estrelas"), ou uma crítica leve ("2 estrelas") de uma insatisfação contundente ("1 estrela").

Ao final do processo, os resultados foram agregados para contabilizar a frequência de cada avaliação (1 a 5 estrelas) por marca. Essa quantificação transformou os dados textuais não estruturados em um conjunto de métricas padronizadas, permitindo uma comparação direta e objetiva da reputação digital de cada empresa. Tais métricas constituem a base empírica para os resultados e a discussão que se seguem.

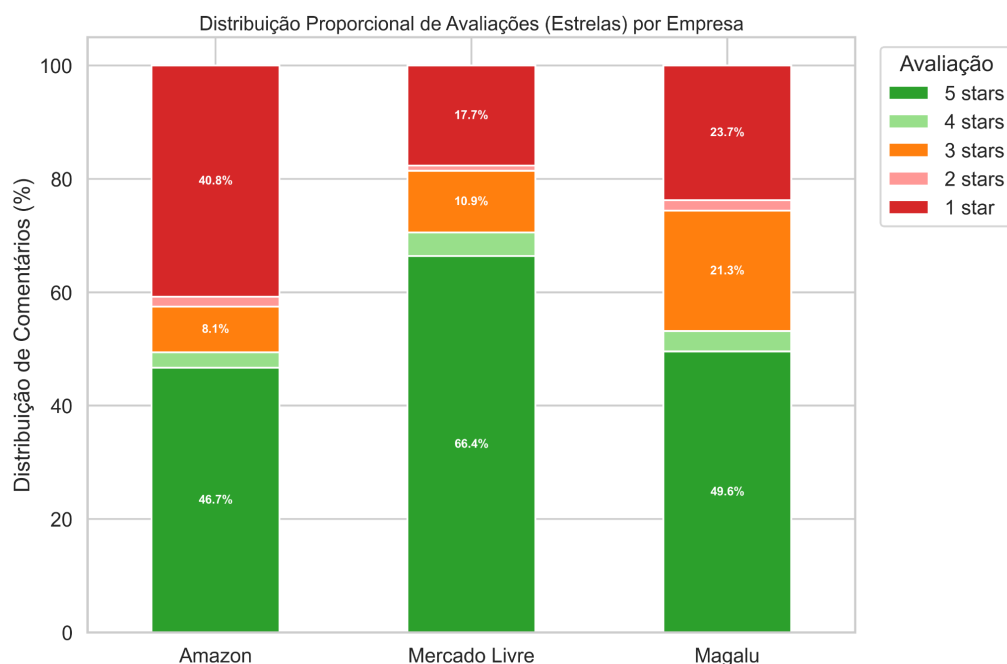
4. Resultados

A análise de sentimentos do corpus de comentários classificou cada interação em uma escala ordinal de 1 (muito negativo) a 5 estrelas (muito positivo). A distribuição proporcional desses resultados, que delineia o perfil de reputação digital de cada marca, está apresentada na Figura 1.

- **1 estrela:** Sentimento muito negativo
- **2 estrelas:** Sentimento negativo
- **3 estrelas:** Sentimento neutro
- **4 estrelas:** Sentimento positivo
- **5 estrelas:** Sentimento muito positivo

Os resultados quantitativos desta classificação, que revelam perfis de reputação distintos para Amazon, Mercado Livre e Magazine Luiza (Magalu), estão consolidados na Figura 1. O gráfico apresenta a distribuição proporcional das avaliações nesta escala de estrelas, permitindo uma comparação direta da percepção do público, normalizada independentemente do volume total de interações de cada marca.

Figura 1: Distribuição Proporcional de Avaliações (Estrelas) por Empresa



A análise da Figura 1 evidencia os seguintes pontos:

- **Mercado Livre:** Apresenta o desempenho mais favorável, consolidando a reputação mais positiva entre as três empresas. A marca se destaca com 66,4% dos seus comentários classificados como "5 estrelas" (muito positivo). Em contrapartida, os comentários de "1 estrela" (muito negativo) somam 17,7%, enquanto as interações neutras ("3 estrelas") correspondem a 10,9%.
- **Magazine Luiza:** Exibe um perfil mais polarizado. Embora possua uma base sólida de avaliações de "5 estrelas" com 49,6%, a empresa também registra a segunda maior proporção de comentários de "1 estrela", com 23,7%. A Magalu se destaca por ter a maior porcentagem de interações neutras ("3 estrelas"), com 21,3%, sugerindo que uma parcela significativa do seu público engaja de forma informativa ou sem uma carga emocional definida.
- **Amazon:** Demonstra o maior desafio em termos de sentimento do público. A empresa possui a maior proporção de comentários negativos, com 40,8% de suas avaliações sendo de "1 estrela". Apesar disso, mantém uma base de fãs engajados, com 46,7% dos comentários classificados como "5 estrelas". A baixa porcentagem de comentários neutros (8,1%) reforça um cenário de reações extremas: ou muito positivas, ou muito negativas.

Em síntese, os resultados revelam três perfis de reputação distintos: o Mercado Livre emerge como líder em percepção positiva; a Magazine Luiza se caracteriza por um perfil polarizado, com alto volume de interações positivas e neutras, mas também críticas relevantes; e a Amazon enfrenta o cenário mais desafiador, com a maior taxa de sentimento negativo entre as três, apesar de manter uma base de defensores engajados.

5. Discussão

Os resultados obtidos revelam perfis de reputação digital marcadamente distintos para Amazon, Mercado Livre e Magazine Luiza, refletindo como as estratégias de conteúdo se traduzem em percepções de marca variadas no ecossistema do TikTok. A plataforma, que evoluiu de um canal de entretenimento para uma poderosa ferramenta de "shoppertainment", funde conteúdo e comércio, encurtando a jornada de decisão do consumidor e tornando a gestão do sentimento público um fator crítico para o sucesso (IJRPR, 2025).

O desempenho superior do Mercado Livre, com uma esmagadora maioria de comentários "5 estrelas", sugere uma estratégia de conteúdo que ressoa positivamente com o público, gerando um *electronic Word-of-Mouth* (eWOM) favorável. Esse sentimento positivo é fundamental para a construção da confiança na marca (*brand trust*), que atua como a principal variável mediadora entre o engajamento na plataforma e a intenção de compra do consumidor (Sari et al., 2023). O sucesso da marca em cultivar uma percepção positiva indica uma forte coesão com sua comunidade, alavancando a credibilidade e a autenticidade, que são cruciais para fomentar a lealdade do cliente no ambiente digital (Wardhana et al., 2025).

Em contrapartida, o cenário da Amazon, com a maior proporção de comentários "1 estrela", exemplifica os desafios da gestão de reputação. A polarização extrema sugere que, embora a marca possua uma base de defensores, as experiências negativas são comunicadas de forma igualmente intensa. Isso evidencia como o eWOM pode ser uma faca de dois gumes, onde a viralidade pode tanto construir quanto corroer a reputação da marca (Wardhana et al., 2025).

A metodologia empregada, utilizando um modelo BERT para análise de sentimentos, provou ser essencial para capturar essas nuances. A capacidade de modelos baseados em *Transformers* de compreender o contexto e a semântica da linguagem informal das mídias sociais supera significativamente os métodos mais antigos, permitindo uma avaliação mais precisa da percepção pública (Proda, 2024). A quantificação do sentimento do consumidor, conforme realizado neste estudo, é uma aplicação direta da análise de sentimento para a gestão da reputação da marca, permitindo que as empresas monitorem sua saúde de marca e tomem decisões estratégicas baseadas em dados (Setiawan, 2024).

6. Conclusão

Este estudo demonstrou, por meio de uma análise de sentimentos quantitativa, que Amazon Brasil, Mercado Livre e Magazine Luiza possuem perfis de reputação digital marcadamente distintos no TikTok. A análise revelou que o Mercado Livre desfruta da percepção mais positiva, enquanto a Amazon enfrenta os maiores desafios com um volume significativo de sentimentos negativos, e a Magazine Luiza apresenta um cenário polarizado.

A pesquisa valida a eficácia de modelos de Processamento de Linguagem Natural, como o BERT, para converter interações não estruturadas de usuários em métricas de reputação acionáveis. Os resultados reforçam a importância crítica da gestão de marca em plataformas de vídeos curtos, que se consolidaram como arenas cruciais onde a percepção do consumidor é moldada e o *electronic Word-of-Mouth* (eWOM) reverbera com grande impacto.

Como contribuição, este trabalho oferece um retrato comparativo e empírico da reputação de grandes players do e-commerce brasileiro, fornecendo insights sobre como diferentes estratégias de engajamento se traduzem em sentimentos distintos do público. Para pesquisas futuras, sugere-se a análise qualitativa do conteúdo dos comentários para identificar os gatilhos específicos de sentimentos positivos e negativos, bem como a expansão do estudo para incluir outras plataformas e um acompanhamento longitudinal da evolução da reputação dessas marcas. Ademais, é válido contemplar também a aplicação de mais modelos de Processamento de Linguagem Natural, validando uma melhor e mais detalhada análise qualitativa.

Referencias

1. Real-Time Brand Reputation Tracking Using Social Media (Link: https://ora.ox.ac.uk/objects/uuid:00e9fcb7-9bf1-486a-b4dd-3c1d086af24e/download_file?safe_filename=Rust_et_al_2021_Real_Time_Brand.pdf)
2. Customer Engagement Behavior: Theoretical Foundations and Research Directions(Link: https://www.researchgate.net/publication/240281625_Customer_Engagement_Behavior_Theoretical_Foundations_and_Research_Directions)
3. Users of the World, Unite! The Challenges and Opportunities of Social Media(Link: https://www.researchgate.net/publication/222403703_Users_of_the_World_Unite_The_Challenges_and_Opportunities_of_Social_Media)
4. ESG Sentiment Analysis: Comparing the performance of human and language models, including GPT(Link: <http://arxiv.org/abs/2402.16650v1>)
5. Who are the social media influencers? A study of public perceptions of personality(Link: https://www.researchgate.net/publication/251582746_Who_are_the_social_media_influencers_A_study_of_public_perceptions_of_personality)
6. O significado de curtir: como editores e usuários de mídia social interpretam o engajamento nas mídias sociais (<https://scispace.com/papers/the-meaning-of-like-how-social-media-editors-and-users-make-cl99y5e9>)
7. Uma abordagem inovadora de modelagem de inteligência de negócios sobre os efeitos dos recursos de mídia social no engajamento do usuário (<https://scispace.com/papers/an-innovative-business-intelligence-modelling-approach-on-2s5xe7aixo8w>)
8. IJRPR. (2025). User engagement and short-form video in e-commerce. International Journal of Research and Scientific Innovation, V(VI). (<https://ijrpr.com/uploads/V6ISSUE6/IJRPR48501.pdf>)
9. Proda, M. (2024). Sentiment Analysis of E-commerce Consumer Reviews using Machine Learning Models. Epoka University.(http://dspace.epoka.edu.al/bitstream/handle/1/2371/MSc_Marjela%20Proda.pdf?sequence=1&isAllowed=y)
10. Sari, D. P., et al. (2023). The Impact Of Brand Awareness, Brand Reputation, And Perceived Economic Benefits On Brand Trust And Online Purchase Intentions For Skintific Products On The Tiktok Shop Platform. International Journal Of Science Technology & Management, 4(3), 653-665.(https://www.researchgate.net/publication/371181091_The_Impact_Of_Brand_Awa

reness Brand Reputation And Perceived Economic Benefits On Brand Trust And Online Purchase Intentions For Skintific Products On The Tiktok Shop Platform)

11. Setiawan, D. (2024). Social Media Sentiment Analysis for Brand Reputation Management. (https://www.researchgate.net/publication/383126091_Social_Media_Sentiment_Analysiss_for_Brand_Reputation_Management)
12. Wardhana, A. K., et al. (2025). The Influence of Ewom, Digital Marketing, Customer Satisfaction, and Brand Image on Tiktok Shop Customer Loyalty. Asian Journal of Management Analytics, 4(3), 855-872. (https://www.researchgate.net/publication/394593704_The_Influence_of_Ewom_Digital_Marketing_Customer_Satisfaction_and_Brand_Image_on_Tiktok_Shop_Customer_Loyalty_Student_Study_in_Purwokerto)