

¹ANÁLISE DE SENTIMENTOS EM REDES SOCIAIS E SUA RELAÇÃO COM ENGAJAMENTO E AUTOESTIMA: UMA REVISÃO.

Ana Thaise Barbosa da Costa¹, Danniel Cavalcante Lopes², Sandra Regina Rocha Mariscal Vargas³

Resumo: As redes sociais tornaram-se um espaço central para a expressão de sentimentos, opiniões e comportamentos, influenciando diretamente a autoestima e o engajamento dos usuários. A análise de sentimentos, uma técnica computacional que identifica e classifica emoções em textos, tem sido utilizada para estudar essas dinâmicas. Este artigo tem como objetivo realizar uma revisão sistemática da literatura para compreender como a análise de sentimentos em redes sociais revela a relação entre o engajamento dos usuários e sua autoestima. Esta revisão sistemática foi conduzida seguindo o protocolo PRISMA. A busca por artigos foi realizada em março de 2025 para quatro bases de dados: ACM Digital Library, IEEE Xplore, Scopus e Web of Science, abrangendo estudos publicados nos últimos cinco anos. As palavras-chave para a busca foram combinações nos três idiomas inglês, português e espanhol dos termos: análise de sentimentos, redes sociais, engajamento e autoestima. Inicialmente, 45 artigos foram selecionados, e após a aplicação dos critérios de inclusão e exclusão, o número foi reduzido para 7 artigos que compuseram esta revisão. A análise de sentimentos nas redes sociais mostrou-se uma técnica promissora para investigar a relação entre engajamento e autoestima. No entanto, é crucial aprimorar a precisão e a equidade dos modelos computacionais, e pesquisas futuras devem priorizar estudos longitudinais e transculturais para compreender melhor as dinâmicas de longo prazo e as variações culturais nessa relação.

Palavras-chave: análise de sentimentos; redes sociais; engajamento; autoestima; revisão sistemática.

1. INTRODUÇÃO

As redes sociais tornaram-se um espaço central para a expressão de sentimentos, opiniões e comportamentos, influenciando diretamente a autoestima e o engajamento dos usuários. A análise de sentimentos, uma técnica computacional que identifica e classifica emoções em textos, tem sido amplamente utilizada para estudar essas dinâmicas. No entanto, a relação entre engajamento nas redes sociais e autoestima ainda carece de uma síntese abrangente que integre os achados científicos recentes. Esta revisão sistemática busca preencher essa lacuna, pois visa responder à pergunta de pesquisa: Como a análise de sentimentos nas redes sociais revela a relação entre engajamento e autoestima dos usuários? A revisão busca identificar padrões, métodos e resultados-chave nos estudos publicados nos últimos cinco anos, com foco em como as emoções expressas em textos online (posts, comentários) se relacionam com métricas de engajamento (curtidas, compartilhamentos) e indicadores de autoestima. Além disso, o estudo visa mapear lacunas na literatura e sugerir direções futuras para pesquisas nessa área interdisciplinar que conecta computação, psicologia e ciências sociais.

A análise de sentimentos é uma técnica computacional que visa identificar, extrair e classificar opiniões, emoções e subjetividades expressas em textos. Por meio de métodos de processamento de linguagem natural (PLN) e aprendizado de máquina, a análise de sentimentos categoriza o conteúdo textual em polaridades (positivo, negativo, neutro) ou emoções específicas (alegria, tristeza, raiva), permitindo a análise em larga escala de dados textuais, como posts em redes sociais, reviews e comentários [1].

O PLN é um campo da inteligência artificial que se concentra na interação entre computadores e a linguagem humana. O PLN envolve o desenvolvimento de algoritmos e modelos para permitir que máquinas compreendam, interpretem e gerem texto de forma semelhante aos seres humanos. Isso inclui tarefas como tradução automática, análise de sentimentos, reconhecimento de entidades nomeadas e sumarização de textos. O aprendizado de Máquina é uma subárea da inteligência artificial que se baseia no desenvolvimento de algoritmos capazes de aprender padrões a partir de dados, sem serem explicitamente programados. Esses algoritmos são treinados em grandes conjuntos de dados para fazer previsões ou tomar decisões, sendo amplamente utilizados em aplicações como classificação, regressão, *clustering* e reconhecimento de padrões [2].

O engajamento nas redes sociais refere-se às interações e ações realizadas pelos usuários em resposta ao conteúdo publicado, incluindo curtidas, compartilhamentos, comentários, visualizações e tempo gasto interagindo

¹ Discente da Graduação em Ciência da Computação – Universidade Federal Rural do Semi-Árido.

² Professor do Magistério Superior – Universidade Federal Rural do Semi-Árido.

³ Professor do Magistério Superior – Universidade Federal Rural do Semi-Árido.

com postagens. Essas métricas quantificam o nível de participação e interesse dos usuários, sendo indicadores-chave para medir o impacto e a relevância do conteúdo em plataformas digitais [3].

A autoestima refere-se à avaliação subjetiva que um indivíduo faz de seu próprio valor, frequentemente influenciada por interações sociais e *feedback* recebido em ambientes digitais. No contexto das redes sociais, a autoestima pode ser afetada por métricas de engajamento (curtidas, comentários) e pela comparação social com outros usuários. Estudos têm demonstrado que a autoestima pode ser inferida a partir de padrões de comportamento online, como a frequência de postagens, o tipo de conteúdo compartilhado e a linguagem utilizada em interações [4].

2. DESENVOLVIMENTO

2.1. Metodologia

A metodologia utilizada nesta revisão sistemática foi escolhida para garantir um processo confiável e bem estruturado na seleção e análise dos artigos para estudo. Seguindo etapas organizadas foi possível reduzir distorções e selecionar apenas fontes realmente relevantes e bem fundamentadas, tornando assim os resultados mais precisos e confiáveis.

2.1.1. PRISMA

O protocolo PRISMA (acrônimo do inglês *Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses*) é um conjunto de normas usado para conduzir e relatar revisões sistemáticas e meta-análises de maneira transparente e precisos. A Figura 1 apresenta o fluxograma PRISMA de quatro etapas, que são elas: identificação, triagem, elegibilidade e inclusão, que ajudam os pesquisadores a garantir transparência, clareza e rigor metodológico em suas revisões [5].

Na etapa de identificação são realizadas as buscas nas bases de dados escolhidas para encontrar os estudos relevantes. A etapa de identificação é composta pelos processos de: definição das palavras-chave e *strings* de busca, aplicação dos filtros temporais, coleta inicial do número total de artigos encontrados, remoção de duplicatas (caso um mesmo artigo apareça em diferentes bases de dados).

Na etapa de triagem ocorre a análise inicial dos títulos e resumos dos artigos para verificar se estão alinhados com a pergunta de pesquisa e os critérios de inclusão/exclusão. A etapa de triagem é composta pelos processos de: leitura dos títulos e resumos para eliminar artigos irrelevantes, aplicação dos critérios de inclusão e exclusão, registros dos artigos eliminados e justificativa para a exclusão.

Na etapa de elegibilidade os artigos selecionados na triagem são lidos na íntegra para verificar se realmente atendem aos critérios estabelecidos. A etapa de elegibilidade é composta pelos processos de leitura integral dos artigos restantes, eliminação de estudos que não fornecem dados relevantes ou que não atendem aos critérios metodológicos, registro da justificativa para exclusão de cada artigo.

A etapa de inclusão consiste na seleção final dos artigos que serão analisados na revisão sistemática. A etapa de inclusão é composta pelos processos de: registro dos estudos finais que atenderam a todos os critérios, extração de dados relevantes para análise qualitativa e/ou quantitativa.

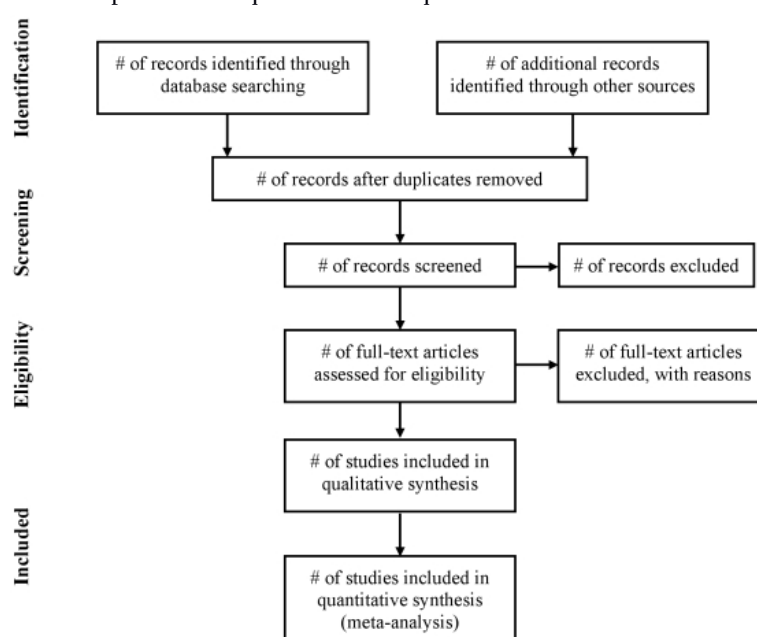


Figura 1. Flow of information through the different phases of a systematic review. (Autoria Moher et al.)

2.1.2. Base de dados

As bases de dados utilizadas foram *ACM Digital Library*, *IEEE Xplore*, *Scopus* e *Web of Science* pois são amplamente reconhecidas por sua relevância no ambiente científico. A *ACM Digital Library* é especializada em publicações da área de Computação e Tecnologia da Informação, enquanto a *IEEE Xplore* foca em pesquisas nas áreas de Engenharia, Computação e Tecnologia. Já a *Scopus*, é uma base interdisciplinar que abrange diversas áreas do conhecimento e fornece métricas bibliométricas. Por fim, a *Web of Science* indexa publicações de alto impacto em múltiplas disciplinas e é amplamente utilizada para análise de citações e estudos bibliométricos.

3. RESULTADOS

A Figura 2 mostra o fluxograma PRISMA feito nesta revisão, onde a etapa de identificação resultou em: 32 artigos na base *ACM Digital Library*, 5 artigos na base *IEEE Xplore*, 5 artigos na base *Scopus* e 3 artigos na base *Web of Science*, abrangendo 45 artigos publicados nos últimos cinco anos. As palavras-chave para a busca foram combinações nos três idiomas inglês, português e espanhol dos termos: análise de sentimentos, redes sociais, engajamento e autoestima. Por exemplo, na base *Web of Science* utilizou-se para busca em tópico (título/resumo/palavras-chave) a string de busca: ("sentiment analysis" OR "análise de sentimentos" OR "análisis de sentimientos") AND ("social media" OR "redes sociais" OR "redes sociales" OR "Instagram" OR "Twitter" OR "Facebook" OR "TikTok") AND ("self-esteem" OR "self-worth" OR "autoestima" OR "auto-estima"). Foram incluídos artigos revisados por pares que abordam a relação entre análise de sentimentos, engajamento e autoestima em redes sociais, enquanto estudos sem texto completo ou fora do escopo temporal foram excluídos.

Na etapa de triagem foram removidos 4 artigos duplicados, 22 artigos que após a leitura de seus resumos constatou-se que eles não se alinhavam com o escopo desta revisão sistemática por não explorar a relação entre análise de sentimentos, engajamento e autoestima em redes sociais e 5 artigos devido à indisponibilidade de acesso ao texto completo (restrições de assinatura/custo, mesmo logando com usuário pelo acesso via portal capes/cape).

Na etapa de elegibilidade os artigos selecionados na triagem foram lidos por completo e após análise criteriosa dos 14 artigos elegíveis, 7 artigos foram eliminados do estudo pois não forneciam dados relevantes e que não atendiam aos critérios metodológicos.

Na etapa de inclusão, 7 artigos foram selecionados para esta revisão sistemática.

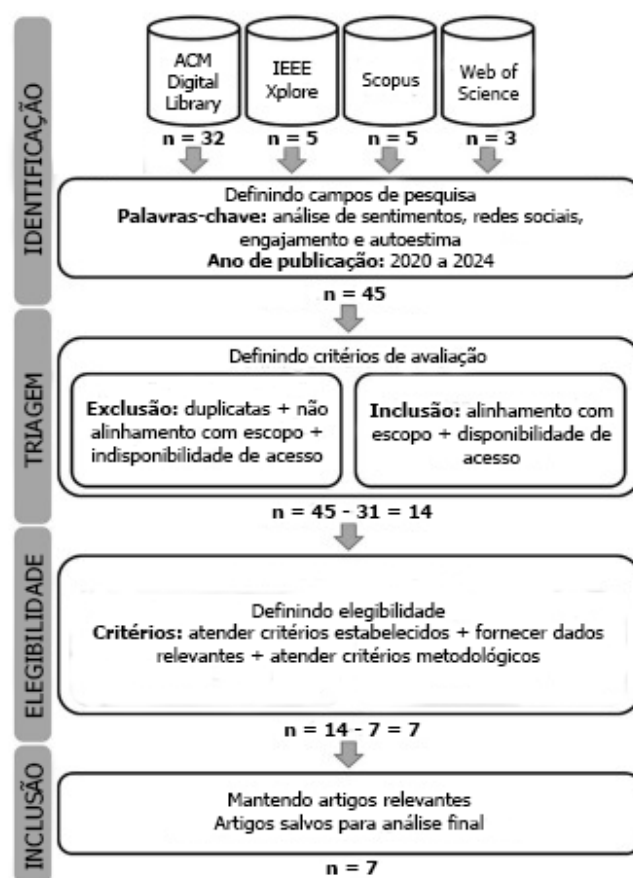


Figura 2. Fluxograma PRISMA. (Autoria própria)

Inicialmente será apresentado uma visão geral dos 7 artigos incluídos nesta revisão, e na sequência as seções que destacam os seguintes três aspectos mais relevantes para esta revisão: uso de redes sociais, técnica utilizada, e a relação entre engajamento e autoestima.

Bonilla-del-río, et al. (2023) [6] aborda a análise de sentimentos em redes sociais, especificamente no TikTok, para explorar como a representação de diversidade cultural e inclusão afeta a autoestima das crianças. O estudo analisa reações de crianças a um teaser de filme, o que pode ser visto como uma forma de engajamento nas redes sociais, e como essas reações estão ligadas à autoestima e à identificação com personagens. O artigo aborda a diversidade cultural e a inclusão como fatores que influenciam o engajamento e a autoestima.

Rahman, et al. (2024) [7] realiza uma análise de sentimentos detalhada em milhões de postagens de redes sociais relacionadas a procedimentos estéticos. Ele utiliza técnicas avançadas de PLN e modelos de *machine learning*, como BERT (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*), para classificar sentimentos como positivos, neutros e negativos.

Dudukovic, et al. (2023) [8] investiga o impacto psicológico do uso do TikTok, incluindo a análise de sentimentos e como o engajamento na plataforma afeta a saúde mental dos usuários, especialmente jovens. Ele aborda diretamente a relação entre o uso do TikTok e questões como autoestima, ansiedade, depressão e comparação social. O artigo utiliza uma abordagem quantitativa, com dados coletados por meio de questionários online, para analisar o impacto do TikTok na saúde mental. Isso inclui a análise de sentimentos expressos pelos usuários em relação à plataforma. A pesquisa identifica tanto os aspectos negativos (como ansiedade e depressão) quanto os positivos (como desenvolvimento de habilidades e conexão social) do uso do TikTok, fornecendo uma visão equilibrada do engajamento e seus efeitos.

Nanavati, et al. (2023) [9] propõe um modelo híbrido para análise de sentimentos em postagens de redes sociais, com o objetivo de identificar depressão e medir sua gravidade. A depressão está diretamente relacionada à autoestima, pois indivíduos com depressão frequentemente experimentam sentimentos de baixa autoestima, desesperança e culpa. A análise de sentimentos é uma ferramenta central para entender como as emoções expressas nas redes sociais podem refletir o estado mental dos usuários, incluindo sua autoestima.

Martins, et al. (2022) [10] propõe uma análise do temperamento humano em contraste com dados de redes sociais, especificamente do Instagram. O artigo explora como os usuários expressam seus sentimentos e temperamentos, o que pode estar relacionado ao engajamento e à autoestima, especialmente ao considerar que o temperamento e os sentimentos expressos podem influenciar ou serem influenciados pela autoestima. O artigo menciona que usuários com diferentes temperamentos (como deprimidos, ansiosos etc.) apresentam padrões distintos de comportamento nas redes sociais, o que pode ser útil para entender como o engajamento e a autoestima estão relacionados.

Dhelim, et al. (2023) [11] aborda a análise de comportamentos sociais em redes sociais para detectar distúrbios mentais, incluindo ansiedade, depressão, solidão e estresse, que estão diretamente relacionados à autoestima. O artigo foca no impacto da pandemia de COVID-19 na saúde mental, um período em que o uso de redes sociais aumentou significativamente. A pandemia de COVID-19 ofereceu um contexto rico para explorar como o engajamento nas redes sociais pode refletir mudanças na autoestima e no bem-estar mental. O artigo também identifica lacunas e desafios na área, como questões de privacidade e precisão na detecção, que podem ser úteis para orientar pesquisas futuras.

Mei, et al. (2023) [12] discute como a análise de sentimentos enviesada pode contribuir para a perpetuação de estigmas sociais, que estão diretamente relacionados à autoestima e ao bem-estar mental dos usuários. O artigo investiga o viés presente em modelos de linguagem mascarados e como esse viés pode afetar tarefas de classificação de sentimentos. Especificamente, o estudo analisa o viés contra 93 grupos estigmatizados, o que é relevante para entender como a análise de sentimentos pode refletir e perpetuar estereótipos e preconceitos que afetam a autoestima dos usuários. A presença de viés em modelos de linguagem pode distorcer a análise de sentimentos, levando a interpretações errôneas que podem impactar negativamente a autoestima de grupos marginalizados. O artigo destaca a importância de monitorar e mitigar o viés em modelos de linguagem para garantir que a análise de sentimentos seja justa e precisa. O modelo proposto no artigo pode ser adaptado para analisar como o engajamento em redes sociais afeta a autoestima dos usuários, fornecendo insights valiosos para intervenções futuras.

3.1 Redes sociais

Bonilla-del-río, et al. (2023) [6] avalia o TikTok, uma plataforma de mídia social que ganhou popularidade global, especialmente entre o público mais jovem. O TikTok é destacado como um espaço onde discussões sobre diversidade e inclusão ganham vida, especialmente através de vídeos de reação e comentários de usuários. A plataforma é vista como um ambiente dinâmico e interativo, onde crianças e adultos podem expressar suas opiniões e emoções de forma imediata e visual. O artigo destaca que o TikTok permite que as crianças se expressem de maneira autêntica, mostrando suas reações emocionais ao verem uma personagem como Ariel, interpretada por Halle Bailey, uma atriz afro-americana. Essas reações são compartilhadas publicamente, criando uma rede de discussão sobre representação racial e inclusão. A plataforma é usada como um espaço onde vídeos de reação

podem se tornar virais, amplificando a visibilidade de discussões sobre diversidade e representação. Isso é particularmente relevante no contexto do teaser de A Pequena Sereia, que gerou uma onda de reações positivas entre as crianças, especialmente aquelas que se identificaram com a nova representação de Ariel.

Rahman, et al. (2024) [7] analisou sete plataformas de redes sociais: Instagram, TikTok, Douyin, Kuaishou, X (antigo Twitter), Sina Weibo e VK. Essas plataformas foram escolhidas devido à sua popularidade global e ao fato de serem amplamente utilizadas para compartilhar conteúdos relacionados a procedimentos estéticos. Instagram e TikTok: Essas plataformas, que são altamente visuais, apresentaram os maiores níveis de sentimentos positivos em relação a procedimentos estéticos. Isso sugere que a natureza visual dessas redes sociais contribui para a normalização e aceitação desses procedimentos, especialmente entre usuários mais jovens e do sexo feminino. X (Twitter) e Sina Weibo: Plataformas mais textuais, como o X e o Sina Weibo, mostraram níveis mais altos de sentimentos neutros e negativos. Isso pode indicar que os usuários dessas plataformas tendem a engajar em discussões mais críticas e reflexivas sobre os riscos e considerações éticas dos procedimentos estéticos. Douyin e Kuaishou: Essas plataformas, populares na China, também foram incluídas no estudo, o que permitiu uma análise de perspectivas culturais específicas. No entanto, o artigo reconhece que a inclusão dessas plataformas pode ter levado a uma super-representação de perspectivas chinesas, o que é uma limitação do estudo.

Dudukovic, et al. (2023) [8] analisa o TikTok, destacando sua capacidade de engajar os usuários através de conteúdo criativo e entretenimento, mas também o aponta como uma plataforma que pode levar a comportamentos aditivos e impactos negativos na saúde mental. Embora o TikTok seja o centro da discussão, o artigo também menciona brevemente outras redes sociais, como Facebook e Instagram, para contextualizar os impactos negativos das mídias sociais na saúde mental. Por exemplo, cita-se que o uso excessivo do Facebook pode levar a comparações sociais negativas e impactar o desempenho acadêmico e a saúde mental dos estudantes. Além disso, o Instagram é mencionado como uma plataforma que pode exacerbar preocupações com a imagem corporal, especialmente entre adolescentes do sexo feminino.

Nanavati, et al. (2023) [9] não especifica uma única rede social, mas menciona que os dados utilizados foram coletados de posts em plataformas de mídia social populares. Esses posts são descritos como reflexos do estado mental dos usuários, sugerindo que qualquer plataforma onde os usuários compartilhem sentimentos e experiências pessoais pode ser relevante para a análise. Embora o artigo não cite explicitamente redes como Facebook, Twitter ou Instagram, ele se concentra no conteúdo textual gerado pelos usuários, que é comum em várias plataformas de mídia social.

Martins, et al. (2022) [10] concentra-se no Instagram, uma das redes sociais mais populares do mundo, com bilhões de usuários. Essa plataforma é rica em conteúdo visual e textual, o que a torna uma fonte valiosa para estudos sobre comportamento humano e expressões emocionais. O Instagram permite que os usuários expressem sentimentos por meio de legendas (*captions*), emojis e interações como curtidas (*likes*), que são elementos-chave analisados no estudo. Apesar de sua popularidade, o artigo menciona que o Instagram ainda é pouco explorado como fonte de estudo para o temperamento humano, o que destaca a relevância e a originalidade da pesquisa.

Dhelim, et al. (2023) [11] é uma enquête que destaca o Twitter como a rede social mais usada em estudos, devido à natureza pública e acessível dos tweets, facilitando a coleta de dados textuais, metadados e interações para análise de sentimentos e detecção de distúrbios mentais como depressão e ansiedade. A API do Twitter permite buscar palavras-chave e hashtags relacionadas a esses temas. O Reddit é valorizado por suas comunidades (subreddits) como *r/depression* e *r/Anxiety*, que oferecem discussões detalhadas e experiências pessoais, úteis para identificar padrões linguísticos associados a distúrbios mentais. O Sina Weibo, plataforma chinesa de *microblogging*, é usado para analisar comportamentos em língua chinesa, com técnicas de mineração de texto para detectar depressão e ideação suicida. O Facebook, embora mais privado, fornece dados variados (*posts*, fotos, interações) para estudos sobre depressão e ansiedade. Já o Instagram, focado em conteúdo visual, utiliza análise de imagens, filtros e cores para identificar sinais de depressão, como o uso de tons escuros ou monocromáticos.

Mei, et al. (2023) [12] não se concentra especificamente em redes sociais, mas sim em modelos de linguagem pré-treinados que são alimentados por grandes volumes de texto, incluindo dados que podem vir de redes sociais como Twitter, Reddit e outras plataformas onde os usuários geram conteúdo textual. Modelos como BERTweet e Twitter-RoBERTa são treinados em grandes volumes de tweets, o que indica que o conteúdo gerado em redes sociais, especialmente no Twitter, é uma fonte significativa de dados para esses modelos. O artigo menciona que os modelos de linguagem são treinados em corpora que incluem textos de livros, Wikipedia, artigos de notícias, Reddit e Twitter. Essas fontes refletem o comportamento linguístico e as normas sociais presentes nas interações online, incluindo redes sociais. O Twitter, em particular, é destacado como uma fonte importante de dados para modelos como BERTweet e Twitter-RoBERTa, que são usados para análise de sentimentos e outras tarefas de PLN.

3.2 Técnicas

Bonilla-del-río, et al. [6] emprega uma metodologia mista, unindo técnicas qualitativas e quantitativas para examinar as reações das crianças e o sentimento da comunidade no TikTok. As principais técnicas incluem: 1) Análise de Conteúdo Indutiva: 50 vídeos de reações infantis ao teaser de A Pequena Sereia foram analisados com base em 10 códigos, como "diversidade e inclusão", "emoções" e "identidade racial/étnica". Isso revelou padrões

como aceitação da diversidade e expressão de emoções positivas; 2) Análise de Sentimento: Usando TextBlob e GPT da *OpenAI*, 11.510 comentários do TikTok foram classificados como positivos, neutros ou negativos, complementados por testes estatísticos (qui-quadrado e Cramer's V) para identificar correlações entre códigos e sentimentos; 3) *Web Scraping*: Com *Node Package Manager* (NPM), os comentários foram coletados em larga escala. Essa abordagem combinada proporcionou uma visão abrangente das reações infantis e do sentimento da comunidade, destacando o impacto da representação diversificada na mídia e na autoestima das crianças.

Rahman, et al. (2024) [7] empregou técnicas avançadas de análise de dados, como: 1) Análise de Sentimento: Usou VADER (*Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner*) e BERT para classificar sentimentos em posts. O BERT, com 92% de precisão, superou o VADER (85%); 2) Modelagem de Tópicos: Aplicou *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) para identificar temas como autoestima, pressão social e busca pela perfeição, revelando fatores psicológicos ligados a procedimentos estéticos; 3) Análise Bayesiana: Explorou relações entre sentimentos, fatores psicológicos e variáveis demográficas, incorporando conhecimento prévio e atualizando probabilidades com novos dados; 4) Análise Demográfica: Investigou como sentimentos e fatores psicológicos variam por idade, gênero e localização. Jovens (18-24 anos) e mulheres destacaram-se ao associar procedimentos estéticos a melhorias na autoestima.

Dudukovic, et al. (2023) [8] utiliza uma abordagem quantitativa para analisar os dados coletados por meio de uma pesquisa online distribuída a um grande número de jovens usuários do TikTok. As técnicas de análise incluem: 1) Análise Estatística Descritiva: Para entender as características demográficas dos respondentes e os padrões de uso do TikTok; 2) Testes Estatísticos: Foram utilizados testes como o *Fisher's exact test* e o cálculo do Cramer's V para avaliar a relação entre variáveis, como o tempo gasto no TikTok e a percepção de dependência ou ansiedade. 3) Análise de Sentimento: Para avaliar a percepção dos usuários sobre os impactos positivos e negativos do TikTok na saúde mental. A análise de sentimento foi feita com base em respostas a perguntas fechadas, utilizando a escala Likert. 4) Análise de Correlação: Para identificar relações significativas entre diferentes variáveis, como o medo de ficar de fora (FOMO), a dependência do TikTok, a ansiedade e a autoestima.

Nanavati, et al. (2023) [9] O artigo propõe um modelo híbrido que combina técnicas de aprendizado de máquina e PLN para identificar depressão em posts de mídia social. As principais técnicas incluem: 1) Modelos Pré-treinados: Usa *embeddings* de GPT-3, RoBERTa (*Robustly Optimized BERT Pretraining Approach*) e ELMO (*Embeddings from Language Models*) para capturar o significado contextual dos textos; 2) Análise de Sentimentos: Aplica o VADER para gerar pontuações de valência, excitação e dominância (VAD) e avaliar o estado emocional dos usuários; 3) Aprendizado por Contraste: Melhora a representação dos dados e a generalização do modelo; 4) Classificadores: Combina XGBoost e LightGBM para classificar posts em níveis de severidade de depressão (severa, moderada ou sem depressão); 5) Balanceamento de Dados: Utiliza SMOTE (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*) para lidar com o desbalanceamento das classes; 6) Avaliação de Desempenho: Mede o desempenho com métricas como Macro-F1, Precisão e *Recall*, adequadas para dados desbalanceados.

Martins, et al. (2022) [10] propõe duas estratégias de classificação de sentimentos para analisar o conteúdo textual das legendas dos usuários. Essas técnicas são fundamentais para identificar se as postagens expressam sentimentos positivos ou negativos. Os resultados da classificação de sentimentos foram considerados satisfatórios, com precisão acima de 80% em três bases de dados diferentes, o que indica a eficácia das técnicas utilizadas. Para analisar a relação entre o temperamento dos usuários e os dados coletados do Instagram, o estudo utilizou testes estatísticos. Esses testes permitem comparar usuários de diferentes temperamentos com base em variáveis como o número de curtidas, o uso de emojis e o sentimento das legendas. A análise estatística é crucial para identificar padrões e correlações significativas entre o comportamento online e o temperamento.

Dhelim, et al. (2023) [11] O artigo destaca que a análise de sentimentos é uma técnica comum para identificar emoções em textos de redes sociais, utilizando ferramentas como LIWC (*Linguistic Inquiry and Word Count*) e VADER para categorizar palavras e frases como positivas, negativas ou neutras. Essa abordagem ajuda a detectar padrões linguísticos ligados a distúrbios mentais, como o uso frequente de palavras negativas ou expressões de desesperança. Algoritmos de classificação, como SVM (*Support Vector Machine*), KNN (*K-Nearest Neighbors*) e Naïve Bayes, são usados para categorizar usuários com base em posts e interações, enquanto técnicas de regressão, como regressão logística, preveem a probabilidade de sintomas de depressão ou ansiedade. Modelos de redes neurais, como CNN (*Convolutional Neural Networks*), RNN (*Recurrent Neural Networks*), LSTM (*Long Short-Term Memory*) e GRU (*Gated Recurrent Unit*), são eficazes para análise de textos e imagens, capturando dependências temporais e características complexas em dados multimodais. Testes estatísticos, como correlações e análises de regressão, validam a eficácia dos modelos e identificam padrões comportamentais associados a distúrbios mentais.

Mei, et al. (2023) [12] utiliza seis modelos de linguagem mascarada (MLMs) pré-treinados, incluindo RoBERTa, XLNet, BERTweet e DistilBERT. Esses modelos são treinados para prever palavras ausentes em frases com base no contexto circundante. A técnica de *prompting* é usada para avaliar o viés nos modelos. Prompts são frases ou sentenças que contêm uma palavra mascarada (representada por <mask>), e os modelos são solicitados a prever a palavra que melhor completa a frase. Isso permite avaliar como os modelos associam palavras e conceitos, especialmente em relação a grupos estigmatizados. O artigo também investiga o viés em tarefas de classificação de sentimento, que são aplicações downstream dos modelos de linguagem. Quatro classificadores de sentimento são avaliados: BERTweet-base-sentiment-analysis, DistilBERT base *uncased finetuned SST-2*,

SiEBERT e Twitter-RoBERTa-base. A análise de sentimento é usada para classificar o tom emocional de textos, e o artigo mostra que frases que incluem condições estigmatizadas são mais frequentemente classificadas como negativas, revelando um viés contra esses grupos. Para quantificar o viés, o artigo utiliza anotações humanas para classificar as palavras previstas pelos modelos como positivas, negativas, neutras ou irrelevantes. Isso permite medir a probabilidade de atitudes negativas em relação a grupos estigmatizados. A métrica de probabilidade de atitude negativa é usada para comparar a frequência de previsões negativas para grupos estigmatizados versus não estigmatizados.

3.3 Relação entre engajamento e autoestima

Bonilla-del-río, et al. [6] investiga a relação entre o engajamento no TikTok e a autoestima das crianças, focando na representação de personagens diversos. A análise das reações ao teaser de A Pequena Sereia mostrou que a protagonista afro-americana (Halle Bailey como Ariel) impactou positivamente a autoestima de crianças, especialmente latinas e afrodescendentes. Frases como "Ela parece comigo!" ou "Ela é negra como eu!" evidenciaram identificação e emoções positivas, reforçando a autoestima ao verem suas identidades representadas. O engajamento no TikTok, por meio de vídeos de reação e comentários, criou um espaço para expressão de empolgação e aceitação da diversidade. A análise de sentimento revelou que 62,6% dos comentários eram positivos, destacando a importância da representação e seu impacto nas novas gerações. Isso sugere que o engajamento em temas de diversidade e inclusão no TikTok pode empoderar as crianças, fortalecendo sua autoestima ao verem suas identidades valorizadas na mídia.

Rahman, et al. (2024) destaca uma forte correlação positiva entre sentimentos positivos e autoestima. Especificamente, posts que discutiam melhorias na autoestima após procedimentos estéticos tendiam a ser mais positivos, com uma correlação de 0.65. Isso sugere que muitos usuários associam procedimentos estéticos a um aumento na confiança e na autoimagem. O estudo identificou que um pequeno número de influenciadores de alto perfil tem um impacto desproporcional nos sentimentos gerais em relação a procedimentos estéticos. Esses influenciadores, ao compartilhar suas experiências positivas, podem influenciar significativamente a autoestima de seus seguidores, especialmente entre usuários mais jovens. Por outro lado, a pressão social mostrou uma correlação negativa com sentimentos positivos (-0.55), indicando que usuários que se sentem pressionados a se submeter a procedimentos estéticos tendem a expressar mais sentimentos negativos. Isso é particularmente relevante para mulheres, que foram mais propensas a discutir pressão social em seus posts. A busca pela perfeição também foi um tema recorrente, com uma correlação moderada (0.45) com sentimentos neutros. Isso reflete uma ambivalência em relação à obtenção de padrões ideais de beleza, especialmente entre usuários mais jovens.

Dudukovic, et al. (2023) explora a relação entre o engajamento no TikTok e a autoestima dos usuários, destacando que o uso excessivo pode levar a comparações sociais negativas, afetando a autoestima. Pontos relevantes incluem: 1) Comparação Social: A comparação com outros usuários, especialmente em uma plataforma que valoriza padrões de beleza e perfeição, pode gerar sentimentos de inadequação; 2) FOMO: O medo de ficar de fora aumenta a ansiedade e a dependência do TikTok, contribuindo para a diminuição da autoestima; 3) Pressão por Visibilidade: A necessidade de criar conteúdo, ganhar seguidores e obter curtidas pode levar à sensação de inadequação, agravada pela natureza competitiva da plataforma. Apesar dos impactos negativos, o TikTok também pode ter efeitos positivos, como o desenvolvimento de habilidades criativas e a expressão de identidade. No entanto, a pressão por manter uma presença constante pode gerar ansiedade e prejudicar a autoestima, ofuscando esses benefícios.

Nanavati, et al. (2023) [9] não aborda diretamente a relação entre engajamento e autoestima, mas ele explora como os posts em redes sociais podem refletir o estado mental dos usuários, incluindo sentimentos de tristeza, desesperança e baixa autoestima, que são sintomas comuns de depressão. Alguns pontos relevantes incluem: 1) Reflexão do Estado Mental: O artigo sugere que os posts em redes sociais são reflexos quase verdadeiros do estado mental dos usuários. Portanto, posts que expressam sentimentos de desesperança, tristeza ou falta de interesse podem indicar baixa autoestima e depressão; 2) Comparação Social: Embora não seja explicitamente discutido, a comparação social (um fator que pode afetar a autoestima) é implícita na análise de posts que expressam sentimentos negativos. A comparação com outros usuários em redes sociais pode levar a sentimentos de inadequação, que são capturados pelo modelo proposto; 3) Impacto da Depressão na Autoestima: O artigo menciona que a depressão pode resultar em sentimentos de baixa autoestima, culpa e falta de esperança. Esses sentimentos podem ser detectados nos posts analisados, sugerindo uma relação indireta entre o conteúdo compartilhado nas redes sociais e a autoestima do usuário.

Martins, et al. (2022) [10] sugere que o engajamento, medido pelo número de curtidas, pode estar ligado ao temperamento dos usuários. Por exemplo, usuários ansiosos tendem a receber mais curtidas do que aqueles deprimidos, hipertrômicos, irritados ou preocupados, indicando que o engajamento pode impactar a autoestima, especialmente em indivíduos ansiosos que buscam validação social. O estudo também observa que usuários ansiosos usam mais emojis em suas legendas, refletindo uma comunicação mais expressiva e engajada, possivelmente ligada à busca por conexão e aprovação. Além disso, usuários deprimidos tendem a postar legendas com sentimentos positivos, o que pode indicar uma tentativa de mascarar sentimentos negativos ou buscar apoio, sugerindo uma autoestima fragilizada e a necessidade de projetar uma imagem positiva nas redes sociais.

Dhelim, et al. (2023) [11] destaca que o engajamento nas redes sociais, medido por curtidas, comentários e compartilhamentos, pode estar relacionado ao estado mental dos usuários. O uso de redes sociais pode impactar a autoestima dos usuários, especialmente quando há uma busca por validação social. Usuários que recebem mais curtidas e comentários podem experimentar um aumento temporário na autoestima, enquanto a falta de engajamento pode levar a sentimentos de rejeição e isolamento. O artigo menciona que usuários com baixa autoestima podem postar mais conteúdo negativo ou buscar interações que reforcem sentimentos de solidão e ansiedade. Durante a pandemia, o aumento do uso de redes sociais e a redução das interações presenciais podem ter exacerbado problemas de autoestima e saúde mental. O artigo destaca que o isolamento social e a dependência de redes sociais para conexão humana podem ter levado a um aumento nos sintomas de depressão e ansiedade. A análise de dados de redes sociais durante a pandemia revelou um aumento significativo em posts relacionados a sentimentos de solidão, estresse e preocupação, refletindo o impacto psicológico do isolamento.

Mei, et al. (2023) [12] não aborda diretamente a relação entre engajamento e autoestima, mas destaca que o viés contra grupos estigmatizados em modelos de linguagem e classificadores de sentimento pode afetar indiretamente a autoestima desses indivíduos. Por exemplo, ao associar doenças mentais, deficiências ou baixa escolaridade a sentimentos negativos, esses modelos reforçam estereótipos sociais, podendo levar à exclusão, discriminação e impactos negativos no bem-estar psicológico. O texto alerta que estigmas sociais podem limitar o acesso a oportunidades em educação, saúde e carreira, exacerbando sentimentos de inadequação e baixa autoestima. Além disso, modelos enviesados aplicados em moderação de conteúdo, recomendações ou triagem de currículos podem perpetuar discriminação, reduzindo oportunidades e reforçando ciclos de exclusão, com efeitos prejudiciais à autoestima e às condições de vida desses grupos.

4. CONCLUSÕES

Com base na pergunta desta pesquisa “Como a análise de sentimentos nas redes sociais revela a relação entre engajamento e autoestima dos usuários?”, concluímos que a análise de sentimentos em redes sociais demonstra que o engajamento e a autoestima dos usuários estão profundamente interligados, com padrões comportamentais e emocionais detectáveis por meio de técnicas computacionais e estudos psicológicos.

Os artigos analisados revelam que conteúdos que promovem identificação pessoal, como representatividade em vídeos do TikTok, ou validação social, como comentários elogiosos, estão associados a sentimentos positivos e maior autoestima. Quando usuários interagem com temas inclusivos ou recebem feedback positivo, a análise de sentimentos detecta linguagem otimista e maior satisfação consigo mesmos. Já o engajamento excessivo ou comparativo pode prejudicar a autoestima, e a exposição a padrões irreais, como utilizar fotos editadas, e a busca por curtidas e compartilhamentos está ligada a sentimentos de inadequação e autoavaliação negativa. Usuários com baixa autoestima tendem a postar mais conteúdos autodepreciativos ou buscar validação externa, padrões detectáveis por modelos de aprendizado de máquina.

A análise de sentimentos revela uma relação bidirecional entre engajamento e autoestima onde, o engajamento saudável com conteúdos afirmativos e interações positivas aumenta a autoestima, e o engajamento comparativo/compulsivo com a busca por validação e a exposição a ideais irreais reduz a autoestima e gera padrões detectáveis como linguagem negativa e postagens frequentes.

Concluímos a partir dos 7 artigos analisados, que a abordagem técnica mais robusta e recomendada para estudar a relação entre engajamento e autoestima em redes sociais é uma combinação de modelos híbridos entre aprendizagem de máquina, processamento de linguagem natural e psicometria, apoiada por análise de contexto e metadados com modelos de linguagem ajustados como BERT e RoBERTa.

Os Modelos híbridos apresentam uma precisão superior, pois integram técnicas computacionais com métricas psicológicas validadas. A psicometria é um campo da psicologia que desenvolve e aplica métodos científicos para medir construtos psicológicos, como autoestima, inteligência, personalidade ou depressão, de forma válida, confiável e precisa. Em estudos sobre redes sociais, ela é usada para criar métricas quantificáveis de traços psicológicos a partir de dados digitais, como postagens, likes e comportamentos online, e para validar se algoritmos de IA estão capturando adequadamente esses traços. Essa combinação consegue captar nuances como ironia, sarcasmo e emoções complexas, tal qual inveja e orgulho, que modelos tradicionais ignoram.

A psicometria ajuda a corrigir distorções algorítmicas. A análise de contexto e metadados correlaciona horários de postagem que se for feita a noite é propenso a ser mais ansiosa e interações, como a busca por likes com escalas de autoestima. E os Modelos de Linguagem Ajustados, como BERT e RoBERTa, são redes neurais treinadas em grandes volumes de texto para aprender o significado de palavras ou semânticas, a relação entre o contexto das frases, e os padrões linguísticos. O desenvolvido pelo Google lê texto em ambas as direções, tanto da esquerda para direita quanto da direita para esquerda, captando melhor o contexto. O RoBERTa é uma versão melhorada do BERT, com treinamento mais longo e eficiente. Identificam padrões linguísticos associados a autoestima baixa utilizando o reconhecimento de palavras como "fracasso" ou "não mereço".

A análise de sentimentos nas redes sociais é uma ferramenta valiosa para estudar a relação entre engajamento e autoestima. No entanto, é essencial melhorar a precisão e a equidade dos modelos computacionais, além de priorizar estudos longitudinais e transculturais para entender as dinâmicas de longo prazo e as variações culturais nessa relação.

Para profissionais de saúde mental e desenvolvedores de plataformas digitais, é importante monitorar como o engajamento nas redes sociais afeta a autoestima dos usuários. Isso pode envolver a criação de ferramentas que incentivem interações positivas e reduzam a exposição a conteúdos prejudiciais. Além disso, as plataformas podem usar análise de sentimentos para identificar usuários em risco de baixa autoestima ou problemas de saúde mental, oferecendo suporte proativo. Algumas plataformas digitais, como o Instagram, já adotam a análise de sentimentos como uma ferramenta para identificar palavras ou expressões negativas. A partir dessa análise, essas plataformas têm desenvolvido mecanismos para oferecer um suporte mais adequado aos usuários, seja por meio de alertas, recomendações de conteúdo ou outras formas de assistência, visando diminuir possíveis impactos negativos na experiência e no bem-estar dos indivíduos.

Concluimos então que através das técnicas de análise de sentimentos, aprendizagem de máquina e processamento de linguagem natural é possível identificar padrões emocionais nas interações digitais, permitindo assim a possibilidade de uma avaliação mais precisa do impacto das redes sociais no bem-estar e autoestima dos usuários. O avanço da tecnologia tem ajudado nesse campo de estudo, pois a incorporação de inteligência artificial com essas técnicas está tornando as análises mais assertivas e completas. Com a evolução das ferramentas de análise de sentimentos, novas perspectivas de pesquisa podem aprofundar melhor nos estudos sobre o comportamento digital e seus efeitos emocionais e por consequência, na autoestima do indivíduo.

Como trabalhos futuros propomos a maior introdução de técnicas de inteligência artificial generativa, como o GPT-4, para simular e interpretar cenários complexos na interação homem e máquina. Validar modelos em contextos reais fazendo parcerias com plataformas para estudos longitudinais. Os estudos longitudinais são pesquisas que acompanham os mesmos indivíduos ou grupos ao longo de um período estendido, por semanas, meses ou anos, para observar mudanças, padrões e relações de causa e efeito. Em estudos sobre redes sociais, autoestima e engajamento, eles são essenciais para entender como o comportamento online evolui e impacta a saúde mental e bem-estar do indivíduo. Uma direção futura promissora é a colaboração interdisciplinar entre áreas como computação, psicologia e ciências sociais. Essa abordagem pode avançar tanto a pesquisa acadêmica quanto a prática clínica, além de contribuir para o desenvolvimento de tecnologias mais éticas e eficazes.

5. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] B. Pang e L. Lee, “Opinion Mining and Sentiment Analysis”, *Found. Trends® Inf. Retr.*, vol. 2, no 1–2, p. 1–135, 2008, doi: 10.1561/15000000011.
- [2] D. Jurafsky e J. H. Martin, *Speech and language processing*, 2. ed., [Pearson International Edition]. em *Prentice Hall series in artificial intelligence*. London [u.a.]: Prentice Hall, Pearson Education International, 2009. [Online]. Disponível em: http://aleph.bib.uni-mannheim.de/F/?func=find-b&request=285413791&find_code=020&adjacent=N&local_base=MAN01PUBLIC&x=0&y=0
- [3] S. Bakhshi, D. A. Shamma, e E. Gilbert, “Faces engage us: photos with faces attract more likes and comments on Instagram”, em *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, em CHI '14. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2014, p. 965–974. doi: 10.1145/2556288.2557403.
- [4] P. M. Valkenburg, M. Koutamanis, e H. G. M. Vossen, “The concurrent and longitudinal relationships between adolescents’ use of social network sites and their social self-esteem”, *Comput. Hum. Behav.*, vol. 76, p. 35–41, 2017, doi: <https://doi.org/10.1016/j.chb.2017.07.008>.
- [5] D. Moher, A. Liberati, J. Tetzlaff, D. G. Altman, e T. P. Group, “Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses: The PRISMA Statement”, *PLOS Med.*, vol. 6, no 7, p. e1000097, jul. 2009, doi: 10.1371/journal.pmed.1000097.
- [6] M. Bonilla-Del-río e A. Vizcaíno-Verdú, “‘The Little Mermaid looks like me!’: cross-cultural diversity, inclusion and children’s self-esteem on TikTok; [‘¿La Sirenita es como yo!’: diversidad intercultural, inclusión y autoestima infantil en TikTok]”, *Psychology, Society and Education*, vol. 15, no 3. p. 57–70, 2023. doi: 10.21071/psye.v15i3.16098.
- [7] E. Rahman, J. D. A. Carruthers, P. Rao, Z. Rahman, S. S. Esfahlani, e W. R. Webb, “From Posts to Perceptions: Sentiment and Psychological Analysis of Aesthetic Enhancements on Social Media”, *AESTHETIC Plast. Surg.*, out. 2024, doi: 10.1007/s00266-024-04455-7.
- [8] J. Dudukovic, S. Gnotsyoudom, O. Tryzna, Y. M. Qandeel, e A. Tick, “The Psychological Impact of TikTok on Mental Health”, em *2023 IEEE 23rd International Symposium on Computational Intelligence and Informatics (CINTI)*, 2023, p. 000213–000218. doi: 10.1109/CINTI59972.2023.10382007.
- [9] J. Nanavati e U. Patel, “Hybrid Model for Analysis of Social Media Posts for Identification of Depression and Measuring Its Severity”, em *2023 International Conference on Data Science and Network Security (ICDSNS)*, 2023, p. 1–5. doi: 10.1109/ICDSNS58469.2023.10245441.
- [10] L. M. Martins, C. De Alcantara, M. C. Nardini Barioni, L. C. De Oliveira Júnior, e E. R. Faria, “A method for analysis of human temperament in contrast to social network data”, em *Proceedings of the Brazilian Symposium on Multimedia and the Web*, em *WebMedia '22*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2022, p. 19–27. doi: 10.1145/3539637.3556994.
- [11] S. Dhelim et al., “Detecting Mental Distresses Using Social Behavior Analysis in the Context of COVID-

19: A Survey”, *ACM Comput Surv*, vol. 55, no 14s, jul. 2023, doi: 10.1145/3589784.

[12] K. Mei, S. Fereidooni, e A. Caliskan, “Bias Against 93 Stigmatized Groups in Masked Language Models and Downstream Sentiment Classification Tasks”, em *Proceedings of the 2023 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, em FAccT ’23. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2023, p. 1699–1710. doi: 10.1145/3593013.3594109.