

# **ANÁLISE DE SENTIMENTOS COM VADER: IDENTIFICAÇÃO DE SINAIS DE DEPRESSÃO E ANSIEDADE EM POSTAGENS EM PORTUGUÊS**

## **SENTIMENT ANALYSIS WITH VADER: IDENTIFYING SIGNS OF DEPRESSION AND ANXIETY IN PORTUGUESE POSTS**

Rayane Oliveira do Nascimento\*  
Odara Sena dos Santos Feitosa\*\*

### **RESUMO**

O uso intensivo das redes sociais, associado a fatores como isolamento e internalização de sentimentos, agrava problemas de saúde mental, como ansiedade e depressão. Este estudo tem como objetivo avaliar o desempenho da ferramenta VADER na identificação de sinais de ansiedade e depressão em textos curtos de microblog, escritos em português. Para isso, foi criada uma string de busca com termos relacionados a esses transtornos, a partir da qual foi coletado um conjunto de 10.020 frases. Essas frases passaram por um processo de anotação manual, com o apoio de uma psicóloga, e foram posteriormente classificadas pelo VADER. Os resultados indicaram que a ferramenta apresentou limitações significativas ao ser aplicada ao contexto da língua portuguesa, com acurácia geral de apenas 48,8%. A ferramenta teve bom desempenho na identificação de frases neutras, mas falhou em detectar sinais emocionais nas frases associadas a sintomas de ansiedade e depressão.

**Palavras-chave:** Análise de Sentimentos. VADER. Ansiedade. Depressão.

### **ABSTRACT**

The intensive use of social media, associated with factors such as isolation and internalization of feelings, aggravates mental health problems such as anxiety and depression. This study aims to evaluate the performance of the VADER tool in identifying signs of anxiety and depression in short microblog texts written in Portuguese. To this end, a search string with terms related to these disorders was created, from which a set of 10.020 sentences was collected. These sentences underwent a manual annotation process, with the support of a psychologist, and were subsequently classified by VADER. The results indicated that the tool presented significant limitations when applied to the context of the Portuguese language, with an overall accuracy

\* Discente do Bacharelado em Ciência da Computação, rayane.oliveira.nascimento08@aluno.ifce.edu.br

\*\* Mestre em Computação Aplicada pela Universidade Estadual do Ceará(UECE), odara@ifce.edu.br

of only 48,8%. The tool performed well in identifying neutral sentences, but failed to detect emotional signals in sentences associated with symptoms of anxiety and depression.

## 1 INTRODUÇÃO

A saúde mental é um pilar essencial para uma boa qualidade de vida. Segundo (Organização Mundial da Saúde, 2022) trata-se de um estado de bem-estar que torna possível lidar com desafios, desenvolver habilidades e contribuir para a comunidade. No entanto, situações estressantes ou traumáticas podem desencadear desequilíbrios e afetar negativamente a saúde emocional e a convivência social.

No fim de 2019, o mundo enfrentou a pandemia de COVID-19, uma doença respiratória que perdurou em estado de urgência até 2023. O (Worldometers, 2024) contabilizou até abril de 2024 aproximadamente 705 milhões de casos e 7 milhões de mortes no mundo. Nesse período, foram adotadas medidas como isolamento social e vacinas em massa. Além dos impactos na saúde física, a pandemia também representou um marco para a saúde mental global, evidenciando a urgência em compreender e promover o bem-estar emocional das pessoas.

O isolamento social provocou mudanças significativas na rotina das pessoas, rompendo com interações presenciais em escolas, trabalhos e espaços de lazer. Como alternativa, as redes sociais ganharam força como principal meio de interação, informação e apoio emocional. No entanto, o uso intenso da tecnologia também provoca efeitos negativos. Harari (2018), observa que, com o tempo, a tecnologia nos afastou do corpo e da atenção plena, deslocando nosso foco para smartphones e computadores.

Segundo a Organization et al. (2022), o primeiro ano de pandemia causou um aumento de 27,6% nos casos de transtorno depressivo maior e 25,6% nos casos de ansiedade. Ainda, a (Organização Mundial da Saúde, 2025) indica uma relação entre suicídio e transtornos mentais, sendo o suicídio a terceira principal causa de morte entre jovens de 15 a 29 anos — faixa etária que corresponde, em grande parte, ao público mais ativo nas redes sociais.

De acordo com o (DataReportal, 2024) os brasileiros estão entre os que mais passam tempo conectados, com média de 9 horas e 13 minutos por dia. Esse uso intenso das plataformas digitais, associado a liberdade de expressão que a internet proporciona, cria um ambiente propício para que as pessoas compartilhem pensamentos e sentimentos que, muitas vezes, não expressam em interações presenciais. Isso torna esses ambientes valiosos para estudos que analisam o conteúdo textual como forma de compreender estados emocionais.

O uso das redes sociais para expressar sentimentos reforça a importância de ferramentas que interpretem essas mensagens de forma estruturada. A análise de sentimento cumpre bem essa tarefa, como define Liu (2012), ela estuda como as pessoas expressam sentimentos em relação a diversos tipos de entidades. O léxico VADER (*Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner*) é uma ferramenta utilizada nesse contexto, criado para lidar com textos curtos e informais (HUTTO; GILBERT, 2021).

Este estudo investiga a eficácia desse modelo na identificação de sinais de depressão e ansiedade em publicações de redes sociais do tipo microblog, escritas em português. O objetivo principal é avaliar o desempenho da ferramenta VADER na detecção desses sentimentos, utilizando as métricas de precisão, *recall* e *F1-score*. Além disso, busca-se compreender as possíveis limitações na classificação de textos em português, com base em um conjunto de dados coletado por meio da API da rede social *Bluesky*.

## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

### 2.1 Ansiedade

O conceito de ansiedade nem sempre é claro, muitas vezes confundida com medo. Enquanto o medo é uma reação imediata a um perigo real, como forma de nos proteger fisicamente, a ansiedade é um estado de humor pessimista em relação ao futuro. Segundo Barlow (2002) ela envolve percepções de incontrolabilidade e imprevisibilidade sobre eventos potencialmente aversivos, além de uma tendência a direcionar rapidamente a atenção para potenciais ameaças ou para a própria resposta emocional diante dessas situações.

Como Pinto (2021) avalia, a ansiedade pode ser considerada uma das forças naturais que auxiliam o ser humano a lidar com os desafios da realidade e os sofrimentos do cotidiano. O problema está quando esse mecanismo é disparado frequentemente, trazendo malefícios emocionais e físicos significativos. Nesses casos, é possível que o indivíduo esteja diante de um transtorno de ansiedade.

De acordo com Beck (2013), os sintomas podem ser classificados em quatro categorias: fisiológicos, cognitivos, comportamentais e afetivos. Os sintomas fisiológicos incluem, por exemplo, aumento da frequência cardíaca, falta de ar e tensão muscular. Já os cognitivos abrangem medos irracionais e dificuldade de concentração. Os comportamentais dizem respeito à evitação de situações ameaçadoras, enquanto os afetivos envolvem sentimentos como medo, irritabilidade e impaciência.

### 2.2 Depressão

A origem da depressão pode estar relacionada à fatores biológicos, genéticos e psicológicos, e se apresenta de diferentes maneiras. De acordo com o DSM-5, esses transtornos compartilham sintomas como humor triste, vazio ou irritável, além de alterações somáticas e cognitivas que afetam a vida do indivíduo. O que os diferencia são fatores como duração, momento de ocorrência e causas presumidas. (ASSOCIATION.; ASSOCIATION., 2013).

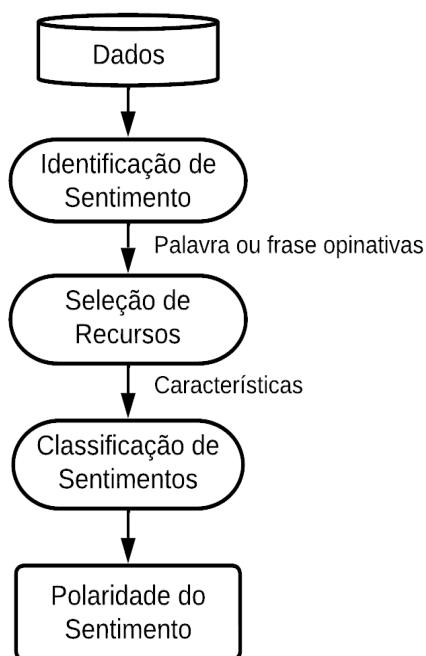
Segundo Beck e Alford (2016), a depressão pode ser caracterizada por uma alteração específica no humor, como tristeza, solidão e apatia; um autoconceito negativo associado a autorrecriminações e autoacusações; desejos regressivos e autopunitivos, como a vontade de se afastar, esconder-se ou morrer; alterações vegetativas, incluindo anorexia, insônia e perda da libido; e alterações no nível de atividade, como retardo psicomotor ou agitação.

### 2.3 Análise de sentimentos

A análise de sentimentos (AS) é uma subárea do Processamento de Linguagem Natural (PLN). De forma geral, a PLN possibilita que os computadores entendam e interpretem a linguagem humana. Já a análise de sentimentos analisa textos a fim de identificar a sua subjetividade. Essa análise pode ser feita em diferentes níveis de detalhamento. No nível de documento, avalia-se a opinião geral expressa em todo o texto; no nível de sentença, analisa-se o sentimento expresso em frases isoladas; e no nível de aspecto, examina-se a opinião relacionados a atributos específicos de uma entidade (LIU, 2012).

Esse processo inclui uma série de etapas que buscam transformar dados textuais em informações interpretáveis sobre sentimentos. Inicialmente, realiza-se a detecção das opiniões presentes nos textos. Em seguida, analisa-se se esses julgamentos refletem sentimentos positivos, negativos ou neutros. Por fim, os dados são classificados quanto à sua polaridade emocional. Essa sequência de etapas é ilustrada de maneira clara por Medhat, Hassan e Korashy (2014), conforme representado na Figura 1, a seguir.

Figura 1 – Etapas do processo de Análise de Sentimentos.



Fonte: (MEDHAT; HASSAN; KORASHY, 2014).

Para realização das tarefas acima, existem duas abordagens principais: Abordagem baseada em Léxico e Aprendizado de Máquina. Podendo existir variações combinações entre elas:

A abordagem de Aprendizado de Máquina utiliza algoritmos capazes de extrair padrões automaticamente dos dados Kelleher, Namee e D'Arcy (2020). Nesse caso, parte dos dados são

utilizados para treinamento e aprendizagem, outra parte para teste. Segundo Ludermir (2021), no aprendizado supervisionado os dados são previamente rotulados e o objetivo é construir um classificador para novos exemplos. Já no aprendizado não supervisionado, os dados não têm rótulos, e o foco está em descobrir padrões ou agrupamentos.

A abordagem léxica geralmente requer um dicionário, uma coleção de termos de sentimentos conhecidos e pré-compilados (MEDHAT; HASSAN; KORASHY, 2014). A pontuação atribuída a cada palavra possibilita uma classificação prévia, isso porque o contexto não está sendo considerado. No entanto, a construção de um dicionário é uma tarefa desafiadora, pois cada contexto específico exige um dicionário adaptado às suas particularidades.

## 2.4 VADER

O VADER (*Valence Aware Dictionary for Sentiment Reasoning*) é uma ferramenta de análise de sentimentos baseada em léxico e regras, com foco em mídias sociais, e sensível à polaridade e intensidade dos textos. Hutto e Gilbert (2014) documentaram que a ferramenta superou os avaliadores humanos individuais na classificação correta de sentimentos de tuítes (Precisão de Classificação  $F1 = 0,96$  e  $0,84$ , respectivamente).

A ferramenta também considera elementos que tendem a amenizar ou intensificar os sentimentos: como a palavra *muito*, textos em caixa alta, exclamações e uso de emojis. Essa abordagem é especialmente adequada para a análise de textos curtos, típicos de redes sociais, que geralmente utilizam uma linguagem informal para expressar opiniões e sentimentos.

Como resultado são retornados quatro valores que variam entre -1 (muito negativo) e 1 (muito positivo), sendo eles:

- neg: proporção de palavras negativas no texto.
- neu: proporção de palavras neutras no texto.
- pos: proporção de palavras positivas no texto.
- *compound*: resumo da polaridade geral do texto.

O valor *compound* é calculado como a soma ponderada das valências atribuídas a cada palavra do texto, ajustada por intensificadores ou atenuadores (como advérbios ou pontuações), e normalizada em um intervalo entre -1 e 1. A equação utilizada é:

$$\text{compound} = \frac{x}{\sqrt{x^2 + 15}} \quad (1)$$

Onde  $X$  representa a soma das valências ajustadas de todas as palavras no texto. A constante 15 é um parâmetro definido pela implementação original da ferramenta.

## 2.5 *Bluesky*

*Bluesky* é uma rede social descentralizada. Baseada no Protocolo AT (*Authenticated Transfer Protocol*), que permite que diversos servidores diferentes compartilhem informações entre si, oferecendo ao usuário maior liberdade e autonomia. Conforme Kleppmann et al. (2024), a rede cresceu para mais de 10 milhões de usuários em outubro de 2024.

Idealizada por Jack Dorsey, ex-CEO do Twitter, o *Bluesky* compartilha semelhanças com a rede que o inspirou, mas apresenta funcionalidades distintas. A plataforma permite que os usuários personalizem seus feeds, escolham ou criem algoritmos de curadoria, e migrem entre servidores, mantendo o controle sobre suas identidades digitais.

Segundo (DUARTE, 2025), atualmente a rede conta com mais de 33 bilhões de usuários, cerca de um terço deles tem entre 18 e 24 anos. O Brasil ocupa o segundo lugar no ranking de visitantes do *Bluesky*.

## 3 TRABALHOS RELACIONADOS

Esta seção apresenta trabalhos que utilizaram o léxico VADER para análise de sentimentos em diferentes contextos. Para selecionar os trabalhos, foi realizada uma busca nas bases: Portal de Periódicos da CAPES e Google Acadêmico, utilizando os termos "*sentiment analysis*" e "*VADER*", com filtro para publicações dos últimos cinco anos (2020 - 2024).

Esses estudos foram escolhidos por refletirem, de forma geral, as principais aplicações atuais do VADER, especialmente em ambientes informais e digitais. Além disso, ajudam a contextualizar o cenário de uso da ferramenta, uma vez que nenhum dos trabalhos encontrados abordou especificamente a detecção de sinais de ansiedade e depressão em língua portuguesa, como propõe esta pesquisa.

Em Teixeira e Chen (2021) foram selecionadas 1.000 frases do Twitter, utilizando uma string de busca formada pelas seguintes palavras-chave: *happy, happiness, fantastic, celebrate, sad, sadness, depressed, tired, sick e joyful*. Na etapa de preparação dos dados, realizou-se uma classificação manual e foram retirados elementos como emojis e hashtags. A avaliação consistiu na criação de arquivos contendo uma, duas e três ocorrências de emojis acrescentados de forma aleatória no final das frases. Para cada versão (antes e depois da adição dos emojis), foi realizada uma classificação com o objetivo de avaliar se os emojis influenciam o resultado da análise. Os resultados revelam que a utilização de emojis impacta negativamente a classificação feita pelo VADER, devido à forma como esses símbolos são traduzidos e interpretados pela ferramenta.

No trabalho de Nurcahyawati e Mustaffa (2023), o objetivo foi detectar a orientação do cliente em relação à qualidade do produto ou serviço. Para anotação dos dados é feito um comparativo entre a anotação manual e a realizada pelo VADER, e para classificação foi utilizado o algoritmo *Support Vector Machine*. Os dados foram coletados do Site Amazon e se dividem em positivos e negativos. Nos resultados, fica evidente que a orientação do cliente é em sua maioria positiva e que o modelo aumentou o valor de precisão em relação a anotação manual — de 86%

para 88,57%.

Já em Alenzi Muhammad Badruddin Khan (2022), é investigada a utilização de dois léxicos, o TextBlob e o VADER, na classificação automática dos tuítes. Foram coletados tuítes em árabe sobre as vacinas contra a COVID-19, excluindo anúncios, links, símbolos e frases de um contexto diferente. A classificação manual anotou 3.124 tuítes positivos, 1.463 tuítes negativos e 815 neutros, que posteriormente foram traduzidos para o inglês. Nos resultados há uma oscilação sobre quem tem a maior precisão dependendo do contexto — positivo, negativo e neutro — os maiores níveis de precisão foram no contexto positivo de 75% e 70% pelo TextBlob e VADER, respectivamente.

Oad Imtiaz Hussain Koondhar (2021) analisou o impacto da adição de 14 sinais de pontuação na classificação do VADER. O conjunto de dados foi selecionado do site Kaggle, tokenizado e submetido à classificação pelo léxico, primeiro sem e depois com cada sinal de pontuação adicionado individualmente ao final da frase. Por fim, observou-se que o uso das pontuações provoca variação nas polaridades. Por exemplo, os sinais de exclamação (!) e interrogação (?) aumentam as polaridades positiva e negativa enquanto diminuem a neutra.

Os estudos acima evidenciam que o VADER tem sido amplamente utilizado na análise de sentimentos em diferentes domínios, majoritariamente em língua inglesa e em contextos voltados a produtos ou eventos de interesse geral. No entanto, poucos estudos exploram sua aplicação em contextos sensíveis como saúde mental e em textos em língua portuguesa. Diante disso, esta pesquisa busca contribuir para a literatura ao investigar a eficácia do método na identificação de sinais de ansiedade e depressão em postagens em português.

#### 4 METODOLOGIA

Essa seção descreve de forma estruturada as etapas metodológicas adotadas ao longo do desenvolvimento do estudo, com o objetivo de garantir transparência e a reproduzibilidade da pesquisa.

Seguindo uma ordem cronológica, podemos considerar o passo a passo: (I) planejamento do estudo; (II) definição da string de busca; (III) coleta de dados; (IV) anotação manual das publicações coletadas; (V) classificação dos textos com o léxico VADER. A Figura 2 ilustra de forma esquemática as etapas descritas.

Figura 2 – Etapas da Metodologia.



Fonte: Imagem autoral.

## 4.1 Planejamento

Inicialmente, a coleta de dados seria realizada a partir da rede social Twitter, atualmente denominada X. Contudo, dois fatores inviabilizaram essa fonte: (I) a adoção, ainda em 2023, de um modelo de monetização que restringiu o acesso à API para empresas e desenvolvedores; e (II) a suspensão temporária da plataforma no Brasil em 2024, devido à decisão do Supremo Tribunal Federal (STF).

Dessa forma, optou-se pela utilização da rede social *Bluesky*, considerando a facilidade de acesso aos dados por meio de sua API pública e a similaridade da plataforma com o Twitter em termos de formato e estilo das publicações.

Outra decisão metodológica relevante é a escolha do idioma Português. Considerando que o VADER foi originalmente desenvolvido para a língua inglesa, essa decisão permite investigar as limitações do léxico no contexto da língua portuguesa e, eventualmente, sugerir melhorias. Além disso, identificou-se uma lacuna na literatura quanto à aplicação da ferramenta em textos em português.

A anotação dos dados foi realizada com o suporte direto de uma psicóloga, cuja colaboração foi fundamental para assegurar a relevância clínica dos conteúdos analisados. Com base em sua orientação, foram definidos os critérios para inclusão de frases, considerando aspectos emocionais e linguísticos coerentes com esses estados emocionais. Vale destacar que este estudo não visa realizar diagnósticos clínicos, e sim investigar indícios linguísticos compatíveis com sinais de sofrimento emocional.

## 4.2 String de busca

Para a criação da string de busca foram selecionadas palavras-chave que descrevem sintomas, sentimentos e expressões frequentemente associadas a quadros de ansiedade e humor depressivo. Os termos foram extraídos a partir da leitura de sites que abordam esses temas e do Manual Diagnóstico e Estatístico de Transtornos Mentais (ASSOCIATION.; ASSOCIATION., 2013) a fim de complementar a seleção. O resultado desse processo foi a composição de uma lista contendo unigramas, bigramas e trigramas.

Unigramas, bigramas e trigramas são termos utilizados para descrever sequências de palavras: unigramas são palavras isoladas — por exemplo, *tristeza* —; bigramas são pares de palavras consecutivas — como *baixa autoestima* —; e trigramas são sequências de três palavras — como *não aguento mais* —. Essas combinações facilitam a identificação do contexto e a forma como as pessoas expressam suas emoções nas redes sociais.

Para aumentar a eficácia na recuperação de postagens diretamente relacionadas ao tema, este trabalho adotou uma abordagem voltada à construção de uma string de busca otimizada. Foram empregadas duas técnicas distintas na formação da string, permitindo a comparação de sua eficácia: a lematização, que reduz a palavra à sua forma base, conforme encontrada no dicionário, e o stemming, que a reduz à sua raiz, removendo sufixos. Neste trabalho, a lematização foi realizada com a biblioteca **spaCy**, utilizando um modelo pré-treinado para o

português (*pt\_core\_news\_sm*), e o stemming com a biblioteca **NLTK**, por meio do algoritmo *RSLPStemmer*. A seguir, apresenta-se uma tabela exemplificando esses conceitos:

Tabela 1 – Exemplo de aplicação de lematização e stemming sobre a palavra "Tremores".

Palavra	Lematização	Stemming
Tremores	Tremor	Trem

Entretanto, as técnicas mencionadas só podem ser aplicadas a unigramas. Para identificar o método mais eficiente, foi conduzido um experimento, no qual foram realizados testes considerando apenas unigramas e testes adicionais com a inclusão de bigramas e trigramas ao final da string. Dessa forma, quatro abordagens foram avaliadas:

1. Aplicação da lematização nos unigramas.
2. Aplicação da lematização nos unigramas e adição dos bigramas e trigramas.
3. Aplicação do stemming nos unigramas.
4. Aplicação do stemming nos unigramas e adição dos bigramas e trigramas.

Para cada método, foram realizadas cinco coletas de dados na API do *Bluesky*, totalizando 500 frases por método. Os dados coletados foram armazenados em planilhas separadas, resultando em quatro arquivos distintos.

Após a coleta, todas as frases passaram pelo processo de anotação manual, conduzido pela autora deste trabalho em conjunto com a psicóloga Raynara Oliveira do Nascimento<sup>1</sup>. O objetivo dessa etapa foi identificar quais frases expressavam sinais de ansiedade ou depressão.

Por fim, o método que apresentou a maior quantidade de postagens relevantes — ou seja, contendo sinais dessas condições emocionais — foi escolhida como a abordagem mais eficaz para a extração dos dados.

A Tabela 2 apresenta um comparativo entre as abordagens testadas, destacando a quantidade de postagens relevantes identificadas em cada método:

Tabela 2 – Comparaçāo entre métodos para construção da string.

Método	Total de frases	Frases ansiosas/depressivas
Lematização	500	64
Lematização + bigramas e trigramas	500	57
Stemming	500	17
Stemming + bigramas e trigramas	500	28

Após análise, observou-se que o método baseado exclusivamente na lematização apresentou o melhor desempenho, sendo o escolhido para formar a string de busca. A lista final de palavras contém os seguintes termos: preocupação, apreensão, tensão, nervosismo, medo,

<sup>1</sup> Formada pela Unijaguaribe, CRP 11/18932.

inquietação, perfeccionismo, taquicardia, tremor, sudorese, suor, sufocamento, asfixio, tontura, calafrio, crise, terapia, irritabilidade, insegurança, gatilho, isolamento, desempenho, julgamento, rejeição, diarreia, nervosismo, vergonha, desrealização, despersonalização, desconforto, tristeza, desânimo, inutilidade, insônia, culpa, suicídio, apatia, desesperança, angústia, indecisão, frustração, fadiga, exaustão, melancolia, hipersonia, sofrimento, prostração, morosidade, desespero, punição, isolamento, tensão, ansiedade e depressão.

### 4.3 Coleta dos dados

Com a string de busca definida, iniciou-se a extração dos dados diretamente da API do Bluesky, com a filtragem de postagens em português. Cada requisição retornava, no máximo, 100 resultados e, para evitar duplicação e garantir maior diversidade de textos, as requisições foram realizadas em dias e horários distintos, abrangendo períodos da manhã, tarde e noite. O processo de coleta ocorreu entre 07/11/2024 e 10/03/2025, resultando em um total de 10.020 frases, que foram armazenadas em uma planilha para posterior classificação no processo de anotação manual.

O conjunto de dados resultante está disponível publicamente para consulta e download (OLIVEIRA, 2025).

### 4.4 Anotação Manual

A classificação manual desempenha um papel crucial para o resultado do trabalho, nessa etapa, todas as frases passam por uma análise. O objetivo é classificar se cada frase tem um teor de ansiedade ou depressão.

A planilha gerada na etapa anterior foi organizada da seguinte forma: A primeira coluna era destinada às frases, a segunda coluna à classificação da autora, e a terceira à classificação da psicóloga. Quando julgadas ansiosas ou depressivas, as frases recebiam a tag *A/D*; quando alguma classificadora estava em dúvida marcava a frase com *?*; e, quando a frase não se encaixava no contexto do estudo não recebia nenhuma tag.

Além dessas, foram incluídas colunas auxiliares ao final da planilha para fins de organização, como o número de frases classificadas por cada avaliadora e o número de consensos obtidos.

A avaliação seguiu alguns critérios para a receberem a TAG ou não:

#### Critérios para receberem a TAG "A/D"(Frases ansiosas/depressivas)

- **Uso de primeira pessoa:** O autor expressa diretamente seus sentimentos.

*Exemplo: "Essa semana eu tô dormindo muito mal de tanta ansiedade."*

- **Afirmiação explícita do transtorno:** O autor menciona que tem ansiedade ou depressão.

*Exemplo: "não fala isso por favor eu tenho depressão pós parto."*

- **Descrição de sintomas ou sentimentos característicos:** Frases que descrevem sensações típicas de ansiedade ou depressão.

*Exemplo: "Por que se expressar é tão difícil? Eu sinto como se tivesse algo apertando minha garganta. Às vezes meu peito aperta e eu realmente tenho medo de chorar na frente de alguém, eu me sentiria humilhada se isso acontecesse, é tão ruim, as vezes me sinto como uma cebola, com várias camadas."*

- **Tristeza prolongada:** O autor menciona tristeza persistente ou sentimentos depressivos recorrentes.

*Exemplo: "Será se essa angústia e melancolia vão me acompanhar para sempre?"*

#### **Critérios para frases livre de TAG (Não ansiosas/depressivas)**

- **Fala sobre outra pessoa:** Frases que mencionam a ansiedade ou depressão de terceiros.

*Exemplo: "Minha mãe tá passando por uma depressão profunda por causa do ambiente de trabalho horrível que ela está e não posso fazer nada para ajudar, e eu meio que me odeio por isso."*

- **Uso humorístico ou irônico:** Quando ansiedade ou depressão são utilizados em tom de brincadeira.

*Exemplo: "Eu to tipo criança ansiosa pra amanhã pq eu vou almoçar uma comida japonesa com tanto gosto, mais tanto gosto, que to com medo até de passar mal kkkkkkkkkkk."*

- **Discussão científica, informativa ou opinativa:** Frases que falam sobre os transtornos de forma teórica ou expressam apenas opinião sobre o tema.

*Exemplo: "Há muita solidão! Mesmo cercados de pessoas, muitos estão se sentindo sozinhos!. O índice de suicídio está alarmante! Isso é reflexo da doença em que a sociedade se encontra!."*

- **Músicas ou trechos de textos citados:** Quando a frase não reflete o sentimento real do autor, mas sim uma citação.

*Exemplo: "Telefona, não deixa que eu fuja  
Me ocupa os espaços vazios  
Me arranca dessa ansiedade  
Me acolhe, me acalma Em teus braços macios."  
(trecho de música)*

- **Falta de informações suficientes:** Frases muito curtas, vagas ou ambíguas, que não permitem identificar se o autor está expressando ansiedade ou depressão.

*Exemplo: "Que tristeza."*

- **Fora do contexto de ansiedade ou depressão:** Frases que não abordam diretamente sentimentos relacionados a esses transtornos.

*Exemplo: "Eu entendo o medo de rodovia, mas na real é mais tranquilo dirigir em rodovia do que dentro da cidade."*

Todas as frases passaram por uma análise conjunta para garantir consistência na classificação. Nos casos em que a autora e a psicóloga não chegaram a um consenso, a frase foi eliminada do experimento.

Ao final dessa etapa, das 10.020 frases analisadas, 1.326 receberam a tag *A/D*, indicando a presença de sinais de depressão ou ansiedade.

#### 4.5 Classificação com VADER

Nesta etapa, aplicou-se a classificação automática utilizando o VADER diretamente sobre as frases originais, sem pré-processamento adicional, a fim de preservar elementos informais como emojis e gírias, que podem indicar sinais de ansiedade e depressão. O código foi escrito em Python e utilizou duas bibliotecas principais: **Pandas**, para leitura e manipulação dos dados, e **vaderSentiment**, para o cálculo do sentimento de cada frase.

Neste trabalho, adotou-se o critério proposto na documentação do modelo: frases com pontuação *compound* superior a 0,05 foram classificadas como *positivas*, inferiores a -0,05 como *negativas*, e entre esses valores como *neutras*. O valor *compound* foi utilizado como base para comparação com os rótulos manuais, por representar a polaridade geral da frase de forma consolidada, combinando os escores positivos, negativos e neutros por meio de regras heurísticas.

Para alinhar com os objetivos deste estudo, frases classificadas como *negativas* foram interpretadas como contendo sintomas emocionais (*Com sintoma*), enquanto frases positivas e neutras foram agrupadas como *Sem sintoma*. Essa abordagem se justifica pela suposição de que frases negativas tendem a refletir maior carga emocional negativa, associada a estados de sofrimento.

Devido à distribuição desequilibrada entre frases com e sem sintomas, realizamos um balanceamento dos dados, aplicando a técnica de subamostragem — por meio da função *resample* da biblioteca **sklearn.utils**. A quantidade de frases da classe majoritária — *Sem sintoma* — foi reduzida para igualar o número de instâncias da classe minoritária — *Com sintoma*. Essa decisão assegurou uma avaliação mais equilibrada do desempenho do modelo.

A performance da classificação foi avaliada por meio de métricas como precisão, recall e F1-score, além da visualização da matriz de confusão.

### 5 RESULTADOS

Os resultados da classificação automática indicam limitações significativas na identificação de frases associadas a sinais emocionais de ansiedade ou depressão. A acurácia geral do modelo foi de 0.488 (48,8%), o que revela uma performance abaixo do esperado para um modelo binário. A Tabela 3 apresenta as métricas por classe, incluindo a quantidade de frases avaliadas em cada uma (suporte), que foi equivalente para ambas as categorias.

Com relação à precisão do modelo, observa-se que, ao prever que uma frase não apresenta sintomas, ele acerta em quase metade dos casos: 0.492 (49,2%). Para a classe *Com sintoma*, a

Tabela 3 – Desempenho do classificador VADER por classe.

Classe	Precisão	Recall	F1-score	Suporte
Sem sintoma	0.492	0.805	0.611	1326
Com sintoma	0.466	0.170	0.249	1326
<b>Acurácia geral</b>	-	-	0.488	2652

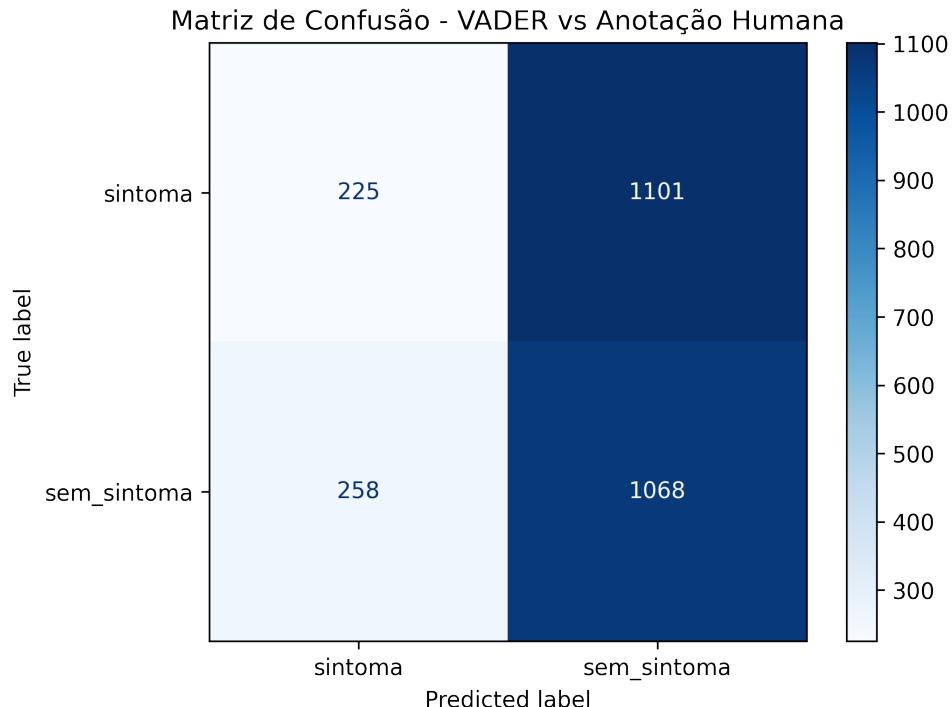
precisão foi ainda menor: 0.466 (46,6%), o que indica que a maioria das frases classificadas como contendo sinais de sofrimento emocional não correspondia a casos reais.

O recall, por sua vez, mostra um contraste mais expressivo. A classe *Sem sintoma* apresentou 0.805 (80,5%), demonstrando que o modelo identificou corretamente a maior parte das frases que realmente não apresentavam sinais emocionais. Em contrapartida, a classe *Com sintoma* teve recall de apenas 0.170 (17%), demonstrando grande dificuldade do modelo em reconhecer sinais emocionais negativos — aspecto fundamental para os objetivos deste estudo.

Por fim, o F1-score, que representa o equilíbrio entre precisão e recall, revela um desempenho razoável para a classe *Sem sintoma*: 0.611 (61,1%), enquanto, para a outra, o valor foi de apenas 0.249 (24,9%), refletindo a limitação do modelo em detectar adequadamente os casos mais importantes neste estudo.

A Figura 3 apresenta a matriz de confusão correspondente, que fornece uma visualização clara dos acertos e erros:

Figura 3 – Matriz de Confusão.



Fonte: Imagem autoral

A matriz revela que o modelo classificou erroneamente 1.101 frases com sintoma como

*Sem sintoma* (falsos negativos), e 258 frases sem sintoma como *Com sintoma* (falsos positivos). O número de acertos foi limitado a 225 verdadeiros positivos e 1.068 verdadeiros negativos, o que reforça a assimetria de desempenho entre as classes.

Essa discrepância indica que o VADER possui dificuldades em captar nuances emocionais presentes em conteúdos relacionados à saúde mental. Como o modelo foi originalmente desenvolvido para o idioma inglês e para contextos mais genéricos de sentimento — como avaliações de produtos ou comentários online — é possível que ele tenha dificuldades ao lidar com expressões clínicas específicas e com as características linguísticas do português.

Para ilustrar melhor essas limitações, a Tabela 4 apresenta uma amostra de frases do conjunto de dados, acompanhadas das anotações manuais e das classificações atribuídas pelo VADER, bem como observações sobre os possíveis motivos de erro:

Tabela 4 – Exemplos de limitações na classificação do VADER em frases reais.

Frase	Anotação	Anotação	Observação
	Manual	VADER	
segunda semana do ano e ontem tive a pior crise de ansiedade da minha vida quase vomitei etc  vamo q vamo	Sintoma	Neutro	Apesar de relatar um episódio negativo, o uso de humor marcado pelo emoji e pela expressão "vamo q vamo" confunde a ferramenta.
Acho legal os pacientes tudo chique chegando e eu parecendo a doidinha da praça tendo tique na perna aqui por causa da ansiedade descabelada e com sacolinha da farmácia	Sintoma	Positivo	A linguagem informal, uso de gírias e construção típica do português dificultam a interpretação do VADER.
Lá vai eu ter outra crise pen- sando nisso	Sintoma	Neutro	Apesar do conteúdo emocional, a ausência de termos negativamente marcados impede a correta detecção.
Que tristeza cara, quero só deitar e desligar a cabeça	Sintoma	Neutro	O termo desligar pode ser ambíguo, levando a interpretações literais pela ferramenta.
Desculpa, me bateu uma crise de futuro.	Sintoma	Neutro	Expressa mal-estar emocional, mas sem vocabulário emocional explícito.

Frase	Anotação	Anotação	Observação
	Manual	VADER	
Eu não tô legal. Já tem um tempo que tô vivendo por inércia...	Sintoma	Negativo	O VADER conseguiu identificar corretamente o sentimento negativo.
a ansiedade de colocar tranças no cabelo logo	Sem sintoma	Negativo	O termo ansiedade foi usado com conotação positiva (entusiasmo), mas a ferramenta interpretou como algo negativo.
Mds que tristeza. Amanhã terei que trabalhar e nem posso passar o dia todo mexendo nas minhas fics 	Sem sintoma	Negativo	Embora negativa, a frase não expressa sinais clínicos de transtorno emocional.

Essa análise evidencia duas limitações principais. A primeira está relacionada ao idioma: como o modelo foi desenvolvido para o inglês, ele não reconhece bem gírias, construções informais e expressões típicas do português, o que compromete sua interpretação em vários contextos. A segunda diz respeito à natureza dos sintomas analisados: muitas frases expressam sofrimento emocional de forma sutil, sem vocabulário claramente negativo, o que dificulta a detecção por modelos que utilizam regras e vocabulários básicos. Essas limitações explicam, em parte, o baixo desempenho observado nas métricas.

Os resultados reforçam a necessidade de explorar modelos alternativos ou complementares ao VADER, especialmente para a tarefa de detecção de indícios sinais de ansiedade e depressão em português.

## 6 CONCLUSÃO

Este trabalho teve como objetivo avaliar a eficácia do algoritmo VADER na identificação de sinais de ansiedade e depressão em textos escritos em português. A partir de um conjunto de frases extraídas da rede social *Bluesky* e rotuladas manualmente, foi possível observar que o desempenho do modelo foi consideravelmente limitado, com acurácia geral inferior a 50%.

A análise quantitativa revelou que o VADER tem um desempenho desbalanceado: enquanto consegue identificar com relativa facilidade frases neutras ou positivas, apresenta grande dificuldade em reconhecer aquelas que expressam sintomas emocionais negativos — evidenciado pelo baixo recall da classe *Com sintoma*. Esses resultados foram aprofundados por uma análise qualitativa, que revelou limitações específicas do algoritmo ao lidar com conteúdos em português. O modelo apresentou dificuldades para interpretar corretamente frases com gírias, expressões

informais, ironia, termos ambíguos e sintomas emocionais sutis — fatores que comprometem sua eficácia na detecção de indícios de ansiedade e depressão em contextos mais subjetivos.

Como desdobramento deste trabalho, sugere-se a tradução do conjunto de dados para o inglês, com o objetivo de avaliar se o VADER apresenta desempenho superior em sua língua nativa. Além disso, propõe-se o uso de ferramentas lexicais adaptadas ao português, como o LEIA, bem como o desenvolvimento de modelos voltados especificamente à identificação de sintomas clínicos. Também se considera promissor o uso de abordagens supervisionadas, treinadas com os dados anotados neste estudo, para comparação de desempenho com métodos baseados em léxico.

Dessa forma, conclui-se que o VADER, em sua versão original, não é adequado para tarefas que exigem a detecção de sinais de ansiedade e depressão em português. Seus resultados indicam a necessidade de ferramentas mais ajustadas ao idioma e ao contexto psicológico dos dados analisados. O estudo contribui, assim, para destacar os limites de métodos lexicográficos tradicionais e aponta caminhos para o desenvolvimento de abordagens mais sensíveis e culturalmente adaptadas.

## REFERÊNCIAS

- ALENZI MUHAMMAD BADRUDDIN KHAN, M. H. A. H. A. K. J. S. M. A. A. B. M. Automatic annotation performance of textblob and vader on covid vaccination dataset. **Intelligent Automation & Soft Computing**, v. 34, n. 2, p. 1311–1331, 2022. ISSN 2326-005X. Disponível em: <<http://www.techscience.com/iasc/v34n2/47654>>.
- ASSOCIATION., A. P.; ASSOCIATION., A. P. Book. **Diagnostic and statistical manual of mental disorders : DSM-5.** 5th ed.. ed. [S.I.]: American Psychiatric Association Arlington, VA, 2013. xliv, 947 p. ; p. ISBN 089042554 0890425558 9780890425541 9780890425558.
- BARLOW, H. **Anxiety and its disorders: The nature and treatment of anxiety and panic.** [S.I.]: New York: Guilford Press, 2002.
- BECK, A.; ALFORD, B. **Depressão: Causas e Tratamento.** Artmed Editora, 2016. ISBN 9788536326030. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=cTY9DQAAQBAJ>>.
- BECK, A. T. **Terapia cognitiva para trastornos de ansiedad.** [S.I.]: Desclee de brouwer, 2013.
- DataReportal. **Digital 2024: Relatório Global de Visão Geral.** 2024. <<https://datareportal.com/reports/digital-2024-global-overview-report>>. Acesso em: 7 jul. 2025.
- DUARTE, F. **Bluesky User Age, Gender, & Demographics.** 2025. Exploding Topics. Publicado em 2 meses atrás (em 2025). Disponível em: <<https://explodingtopics.com/blog/bluesky-users>>. Acesso em: 13 jul. 2025.
- HARARI, Y. N. **21 lições para o século 21.** [S.I.]: Editora Companhia das Letras, 2018.
- HUTTO, C.; GILBERT, E. Vader: A parsimonious rule-based model for sentiment analysis of social media text. **Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media**, v. 8, n. 1, p. 216–225, May 2014. Disponível em: <<https://ojs.aaai.org/index.php/ICWSM/article/view/14550>>.

HUTTO, C. J.; GILBERT, E. **VADER: Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner**. [S.l.], 2021. Disponível em: <[https://vadersentiment.readthedocs.io/\\_downloads/en/latest/pdf/](https://vadersentiment.readthedocs.io/_downloads/en/latest/pdf/)>. Acesso em: 7 jul. 2025.

KELLEHER, J.; NAMEE, B.; D'ARCY, A. **Fundamentals of Machine Learning for Predictive Data Analytics, second edition: Algorithms, Worked Examples, and Case Studies**. MIT Press, 2020. ISBN 9780262361101. Disponível em: <[https://books.google.com.br/books?id=UM\\_tDwAAQBAJ](https://books.google.com.br/books?id=UM_tDwAAQBAJ)>.

KLEPPMANN, M. et al. Bluesky and the at protocol: Usable decentralized social media. In: **Proceedings of the ACM Conext-2024 Workshop on the Decentralization of the Internet (DIN '24)**. New York, NY, USA: ACM, 2024. p. 9.

LIU, B. **Sentiment Analysis and Opinion Mining**. [S.l.]: Morgan amp; Claypool Publishers, 2012. ISBN 1608458849.

LUDERMIR, T. B. Inteligência artificial e aprendizado de máquina: estado atual e tendências. **Estudos Avançados**, Instituto de Estudos Avançados da Universidade de São Paulo, v. 35, n. Estud. av., 2021 35(101), p. 8594, Jan 2021. ISSN 0103-4014. Disponível em: <<https://doi.org/10.1590/s0103-4014.2021.35101.007>>.

MEDHAT, W.; HASSAN, A.; KORASHY, H. Sentiment analysis algorithms and applications: A survey. **Ain Shams Engineering Journal**, v. 5, n. 4, p. 1093–1113, 2014. ISSN 2090-4479. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2090447914000550>>.

NURCAHYAWATI, V.; MUSTAFFA, Z. Vader lexicon and support vector machine algorithm to detect customer sentiment orientation. **Journal of Information Systems Engineering and Business Intelligence**, v. 9, n. 1, p. 108118, Apr. 2023. Disponível em: <<https://e-journal.unair.ac.id/JISEBI/article/view/43377>>.

OAD IMTIAZ HUSSAIN KOONDHAR, P. K. B. L. H. A. O. A. K. S. R. B. A. **VADER Sentiment Analysis without and with English Punctuation Marks**. 2021. 1483-1488 p.

OLIVEIRA, R. **raynasc/anxiety-depression-dataset-pt: Versão inicial (v1.0)**. Zenodo, 2025. Disponível em: <<https://doi.org/10.5281/zenodo.15471535>>.

ORGANIZATION, W. H. et al. **Mental health and COVID-19: early evidence of the pandemics impact: scientific brief, 2 March 2022**. [S.l.], 2022.

Organização Mundial da Saúde. **Saúde mental**. 2022. <<https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/mental-health-strengthening-our-response>>. Acesso em: 7 jul. 2025.

Organização Mundial da Saúde. **Suicídio**. 2025. <<https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/suicide>>. Acesso em: 7 jul. 2025.

PINTO, É. **Dialogar com a ansiedade: Uma vereda para o cuidado**. Summus Editorial, 2021. ISBN 9786555490183. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=tf4VEAAAQBAJ>>.

TEIXEIRA, G. O.; CHEN, Z. Avaliação do impacto de emojis utilizando a ferramenta de análise de sentimentos vader. Universidade Presbiteriana Mackenzie, 2021.

Worldometers. **Coronavirus Update**. 2024. <<https://www.worldometers.info/coronavirus/>>. Acesso em: 7 jul. 2025.