

# Avaliação do impacto de emojis utilizando a ferramenta de análise de sentimentos VADER

Gabriela Oshima Teixeira<sup>1</sup>, Zewu Chen<sup>1</sup>, Pedro Henrique Cacique Braga<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Faculdade de Computação e Informática – Universidade Presbiteriana Mackenzie  
(UPM)

Rua da Consolação, 930 - 01302-907 - São Paulo – SP – Brasil

{31844057, 31808751}@mackenzista.com.br

1147106@mackenzie.br

**Abstract.** *In the last few years one can see an increasing use of social networks, from this there was an increase in data generated by these which consequently led to several researches on these data, such as a sentiment analysis tool. In the context of social networks, there has not been much research focusing on the importance of emoji in the assessment of sentiment, this article studies the VADER sentiment analysis tool, analyzing its performance in this topic.*

**Resumo.** *Nos os últimos anos pode-se ver uma crescente no uso de redes sociais, a partir disto houve um aumento de dados gerados por estas que consequentemente ocasionou em diversas pesquisas sobre estes dados, como por exemplo a análise de sentimentos. No contexto de redes sociais, não houve muitas pesquisas com enfoque na importância do emoji na avaliação do sentimento, este artigo estuda a ferramenta de análise de sentimentos VADER, fazendo uma análise de seu desempenho neste tópico.*

## **1. Introdução**

O meio virtual modificou a forma de como as pessoas interagem entre si, especialmente por conta das redes sociais que cada vez mais costumam estar presentes em nossas vidas, ao mesmo tempo que podemos ver uma crescente de dados gerados por estes meios. De acordo com Alexa (2020), a rede social Twitter é o quadragésimo sétimo site mais visitado no mundo, onde possui uma quantidade de significativa 186 milhões de usuários em sua plataforma (TWITTER..., 2020). Este website permite que usuários possam visualizar, criar e comentar publicações do tipo textuais ou multimídias, que também são conhecidas como *tweets*. Esta plataforma possui uma comunidade que costuma levantar os mais variados assuntos, sejam eles de âmbito político até assuntos como culinária, relatos pessoais, etc.

Baseados nestes dados gerados, é possível usar destas análises para identificação de sentimentos expressos neles para direcionar a diversas atividades, Andreatta (2017) cita sobre ver a opinião de um consumidor a um determinado produto, Reis et al (2015) aborda sobre questões de direcionamento de atividades de marketing, para que possam ser mais certos em relação ao cliente e Melo (2017) diz que essa análise pode ser aplicada em diversas áreas da tecnologia, como softwares que possam simular respostas em uma conversação com um ser humano baseada no comportamento ou sentimento de ações humanas.

Para Padilha (2021), o significado de emoji é um pictograma ou ideograma, ou seja, uma imagem que transmite a ideia de uma palavra ou frase completa. Alexandrino (2016), foi apontado que emojis e emoticons são cada vez mais utilizados para expressar emoções como contentamento e descontentamento, e que esses são recursos linguísticos característicos de ambientes virtuais que possuem relevância na identificação de polaridade em um texto.

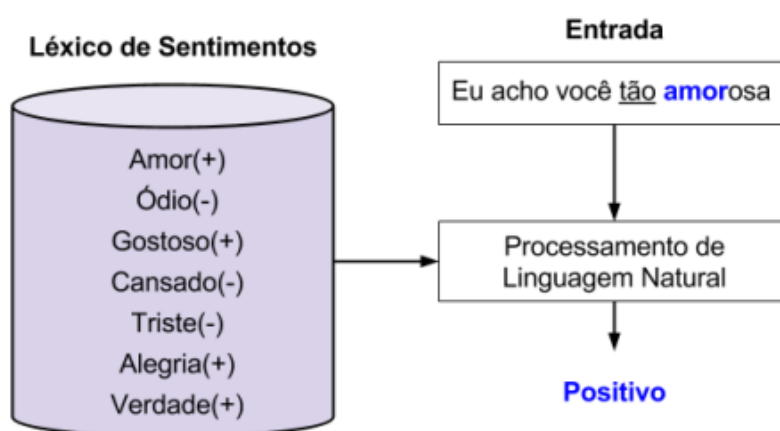
Neste contexto, já existem pesquisas na área que objetivam a análise de sentimentos no contexto de redes sociais, mas não com um enfoque específico do emoji na avaliação do sentimento, por este motivo, o presente trabalho tem como proposta aprofundar neste tema em uma análise do comportamento de um analisador de sentimentos.

## **2. Referencial Teórico**

O crawler é um software capaz de pesquisar e extrair dados para que se possa fazer o uso dos dados coletados em outra finalidade.

Um analisador de sentimento é uma ferramenta que tem como objetivo tentar extrair sentimentos, emoções e opiniões de um dado. Através de um objeto textual, podemos identificar sentimentos escritos como por exemplo a felicidade ou medo expressos por quem gerou o dado. A análise de sentimentos não se limita a apenas dados do tipo textual, mas também podemos extrair de áudios, imagens e vídeos.

Existem diversos métodos para análise de sentimentos, Benevenuto et al. (2015) explica que o mais popular devido a sua capacidade de predição e de não ter que possuir dados para treino seria o dicionário léxico, este é uma lista de palavras associadas a sentimentos específicos na qual possuem um valor quantitativo ou qualitativo para formar o resultado, suas desvantagens incluem custo de manutenção e limitação ao idioma. A Figura 1 mostra o funcionamento de um método de análise de sentimento generalizado, ao receber uma entrada é realizado o processamento de linguagem natural tendo uma base de pesquisa no léxico dos termos que formam a mensagem, por fim gerando um resultado capaz de inferir qual a polaridade ou sentimento do texto da entrada.



*Figura 1. Léxico de Sentimentos*  
*Fonte: (Benevenuto et al., 2015).*

Outro método existente seria o aprendizado de máquina no qual utiliza machine learning e/ou deep learning, esses geram resultados a partir de treino com base de dados para que possam aprender e entender os padrões de escrita, o que pode ser visto como um ponto negativo para seu uso, já que é necessário um volume de dados para treino.

### 3. Trabalhos correlatos

Em Araújo et al. (2013), foram comparados oito métodos de análise de sentimentos (entre eles Emoticons e SentiStrength) propostos na literatura com duas bases de dados diferentes provenientes de redes sociais online no idioma inglês, com base nos resultados analisados foi desenvolvido um novo método, o Método Combinado, que consiste da combinação dos métodos utilizados na tentativa de alcançar melhores abrangências e acurácia satisfatória.

O artigo de Benevuto et al. (2015) fez uma comparação das técnicas e estratégias existentes para a análise de sentimentos no contexto de redes sociais online. Para avaliação da eficiência de um método foram utilizadas três métricas: acurácia, precisão e revocação, após os experimentos apresentaram um rank médios dos métodos e pode-se notar que tiveram 5 métodos melhores classificados, são eles: SentiStrength, AFINN, Opinion Lexion, Umigon e VADER.

No trabalho de Reis et al. (2015), foi feita uma avaliação do desempenho de algumas ferramentas disponíveis para a análise de sentimentos e verificando elas em 9 idiomas diferentes do inglês, como por exemplo Português, Turco e Alemão. Foram inclusos alguns métodos como o VADER e o LIWC baseadas em dicionário léxico junto com SASA e SenticNet baseados em aprendizados de máquina. Para avaliarem a ferramenta, foi-se utilizado uma base de dados classificadas como positiva e negativa de filmes e assuntos variados em cada idioma e depois fizeram a tradução para o idioma inglês por meio da API do *Google Translate*<sup>1</sup>, ao final avaliaram o total de mensagens corretamente classificadas na classe ao qual pertencia.

Dos resultados observados em (Reis et al., 2015), foi possível observar que não houve uma relação direta entre o desempenho da ferramenta de análise de sentimentos com o tipo de método (dicionário léxico ou um que utiliza aprendizado de máquina), significando que um não necessariamente será melhor ou inferior que o outro apenas pelo método empregado. Em sua pesquisa é possível ver por exemplo que um dos melhores analisadores léxicos está o VADER e PANAS-t, enquanto o léxico Happiness Index é dado como um dos piores desempenhos.

---

<sup>1</sup> <https://translate.google.com>

## **4. Metodologia**

Esta pesquisa foi feita de forma quantitativa, uma vez que ao final é possível obter resultados que metrificam o comportamento da ferramenta. Para atingir o objetivo, foram utilizados os meios de pesquisas bibliográficas acerca do tema e pesquisas experimentais utilizando-se das ferramentas dispostas para o uso de análise de sentimentos.

A realização deste trabalho se deu pelos seguintes passos. A revisão da literatura sobre o tema de análise de sentimentos, um estudo sobre uma ferramenta neste tema e a metrificação do comportamento desta ferramenta ao tentar analisar emoji.

Consta-se também que a finalidade da pesquisa apresentada é de origem exploratória, ao passo que busca investigar um determinado assunto que não é comumente explorado dentro da área de análise de sentimentos. Em termos de classificação desta pesquisa, entende-se que esta será medida de forma quantitativa, uma vez que será possível observar as métricas da ferramenta analisada.

### **4.1 Desenvolvimento**

#### **4.1.1 Ferramentas**

Das ferramentas utilizadas, foi feito o uso da linguagem Python na versão 3.9 por ser uma linguagem utilizada em ciência de dados. Fizemos implementações utilizando o gerenciador de bibliotecas Anaconda (Anaconda, 2021), o código foi manipulado através do Jupyter Notebook (Jupyter, 2021) e a IDE do Python (Python, 2021) utilizando as bibliotecas a seguir:

- Numpy e Pandas: utilizados para manipular os dados (Numpy, 2021) e (Pandas 2021);
- Tweepy: utilizado para extrair dados da API do site Twitter (Tweepy, 2021);
- Openpyxl: utilizado para a geração dos arquivos em excel (Openpyxl, 2021);
- Matplotlib: para a criação e visualização dos gráficos (Matplotlib, 2021);

Além dessas bibliotecas, foi-se utilizado a ferramenta de análise de sentimentos VADER (Vader, 2014) para podermos avaliar seu desempenho em relação ao seu comportamento com emojis. Seu funcionamento funciona através de um dicionário léxico descrito na

seção 2 e de acordo com o referencial teórico na seção 3, ela é descrita por Reis et al (2015) como uma das melhores ferramentas para análise de sentimentos e cada palavra em seu dicionário possui uma variação em seu valor de  $-4$  a  $4$ .

A ferramenta VADER possui regras próprias em sua avaliação, como por exemplo letra maiúscula, palavras no aumentativo e pontuações. Sua saída se dá por quatro variáveis onde:

- Pos, Neu e Neg: Representam a equivalência do texto em que se enquadra em cada categoria, onde cada parâmetro pode variar de 0 a 1 e o somatório dos três equivalem ao total de 1.
- Compound: Representa a soma das pontuações da equivalência de cada palavra que são ajustadas e normalizadas de acordo com as regras da própria ferramenta, no final ela resulta no valor do sentimento da frase avaliada, onde este varia de  $-1$  a  $1$ . Para um sentimento neutro, o valor do compound está entre  $-0.05$  e  $0.05$ , abaixo deste valor é sentimento negativo e acima deste valor um sentimento positivo.

#### 4.1.2 Testes controlados

Nesta primeira etapa foi feito uma validação manual em um ambiente controlado para saber o comportamento da ferramenta. Para isso, foi-se utilizado de frases já conhecidas e esperava-se uma determinada saída da ferramenta, como exemplo é possível visualizar na Figura 2.

```
I am happy
{'neg': 0.0, 'neu': 0.351, 'pos': 0.649, 'compound': 0.5719}
I am very happy
{'neg': 0.0, 'neu': 0.429, 'pos': 0.571, 'compound': 0.6115}
I am sad
{'neg': 0.608, 'neu': 0.392, 'pos': 0.0, 'compound': -0.4767}
I am very sad
{'neg': 0.531, 'neu': 0.469, 'pos': 0.0, 'compound': -0.5256}
```

*Figura 2. Resultado do VADER  
Fonte: (Autores, 2021).*

A partir disso, esperava-se que ferramenta resultasse em um compound positivo para a frase "*I am happy*" que significa que esta frase possui um sentimento positivo, avaliamos também palavras que pudessem intensificar o resultado do sentimento como é visto na frase abaixo sendo acrescida da palavra "*very*". O mesmo foi feito para uma sentença de sentimento negativo utilizando a frase "*I am sad*".

### 4.1.3 Coleta, limpeza e manipulação dos dados

Neste ponto, foi utilizado a ferramenta Tweepy para poder extrair sentenças em um cenário real utilizando-se a rede social Twitter. A partir disso, foram classificadas manualmente quinhentas frases para o sentimento positivo e negativo na língua inglesa, de modo que ao final possuíssemos mil frases ao todo.

Foi feita a busca de frases por palavras-chaves baseadas no próprio dicionário da ferramenta, começando por happy (2.7) e sad (-2.1) classificadas como nossas palavras base, porém essas buscas ficaram limitadas a frases repetidas e o esforço para filtrá-las começou a aumentar, deste modo foi feita uma ampliação do leque de palavras-chaves variando um valor de 0.2 para cima e para baixo, utilizando as seguintes palavras do próprio dicionário:

- Sentimento positivo: happy (2.7), hapiness (2.6), fantastic (2.6), celebrate (2.7), joyful (2.9);
- Sentimento negativo: sad (-2.1), sadness (-1.9), depressed (-2.3), tired (-1.9), sick (-2.3);

Após a realização da classificação de mil frases, foi realizada uma limpeza nos dados de modo que fosse retirado todos os emojis, emoticons, hashtags e links de cada sentença, deixando apenas o texto.

Foram selecionados cinco emojis de modo que representassem três contextos:

- Sentimento positivo: 😄 😍 😊 😇 😏
- Sentimento negativo: 😞 😟 😭 😓 😔
- Sem contexto: 🗑️ 🏠 🎵 🙏 👁️

Para poder fazer a avaliação, foi feita uma manipulação dos dados limpos de modo que fosse gerado arquivos com um, dois e três emojis acrescentados aleatoriamente no final de cada frase a partir dos emojis selecionados em cada contexto. O objetivo é verificar o desempenho da ferramenta VADER avaliando uma frase sem emoji e comparar ela com as variações de cada contexto, ou seja, avaliando uma frase classificada positiva ao acrescentarmos um emoji de sentimento negativo, verificar se a saída continuará

mantendo a frase com o resultado já classificado anteriormente.

#### 4.1.4 Métricas

De acordo com a Tabela 1, para avaliar os resultados do VADER foram utilizadas as seguintes métricas:

- **Acurácia:** a acurácia representa o valor percentual das frases classificadas corretamente, ou seja, a somatória de todas as frases classificadas corretamente dividido pelo total de frases analisadas. Por si só a acurácia não será uma medida eficaz já que conhecemos a classificação previa dos dados a serem analisados, significando que se classificarmos uma frase na classe que mais pertence, a acurácia será maior.
- **Precisão:** o cálculo de precisão é feito para cada sentimento analisado (positivo e negativo) e demonstra a precisão das frases corretamente classificadas dentro de cada sentimento. Por exemplo, da classe esperado de valor positivo, o cálculo de  $P\text{-pos} = A/(A+C)$ . Deste modo, pode-se pegar os resultados corretos de cada sentimento e dividi-los pelo tamanho da amostra analisada para cada sentimento. Esse tipo de medida também pode não ser o bastante pois caso haja muitas frases não pertencentes ao sentimento correto pode gerar um aumento na precisão.
- **Revocação:** é calculado pelo total de frases corretamente classificadas no sentimento sobre o total de frases avaliadas que resultaram naquele sentimento. Por exemplo,  $R\text{-pos} = A / ( A + B )$ .

*Tabela 1. Valor esperado x Valor retornado*

		Valor retornado	
		Positivo	Negativo
Valor esperado	Positivo	A	C
	Negativo	B	D

*Fonte: (Autores, 2021).*

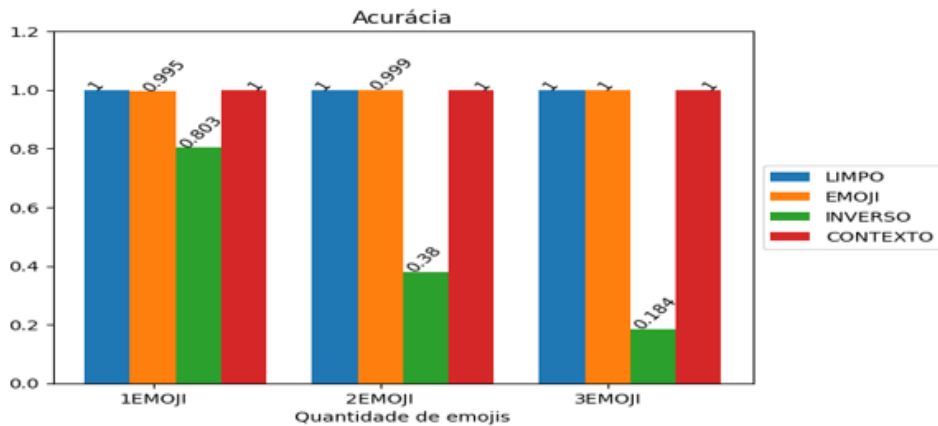
#### 4.1.5 Visualização

Com a base de dados das avaliações do VADER, foi feita uma transformação em planilhas para a geração dos gráficos de precisão dos sentimentos para cada amostragem e com sua quantidade de emojis. Também foi feito gráficos de acurácia englobando os dois sentimentos para realizar a avaliação dos resultados.



## 5. Resultados

Dos resultados obtidos após a manipulação dos dados, foram obtidas métricas que mostram o desempenho da ferramenta avaliando o uso de emojis. Para isso, avaliamos utilizando as duzentas primeiras frases manipuladas de cada sentimento, as trezentas últimas frases de cada sentimento e o total de frases avaliadas. De acordo com a Figura 3, pode-se ver todas as frases acrescidas com emojis de sentimento inverso na frase avaliada, os três casos citados anteriormente se mantiveram o mesmo comportamento, onde mostra que a ferramenta houvesse uma acurácia menor, o mesmo serve para os valores de precisão e revocação que diminuíram na mesma proporção que na figura apresentada.



*Figura 3. Acurácia de mil frases analisadas pela ferramenta VADER  
Fonte: (Autores, 2021).*

A partir disso, foram feitos alguns testes para saber o porquê desse comportamento da ferramenta. Como é demonstrado na Figura 4, podemos observar que o VADER substituiu o emoji e traduziu em texto, avaliando a frase com as palavras acrescidas, possível ver nos valores da saída nas frases com emoji e sua tradução.

```
I was so happy to see my honey yesterday 😊  
{'neg': 0.0, 'neu': 0.518, 'pos': 0.482, 'compound': 0.8818}  
I was so happy to see my honey yesterday grinning face with smiling eyes  
{'neg': 0.0, 'neu': 0.518, 'pos': 0.482, 'compound': 0.8818}
```

*Figura 4. Resultado do VADER com um emoji e sua respectiva tradução  
Fonte: (Autores, 2021).*

Deste modo, observa-se um baixo desempenho da ferramenta VADER no uso de emojis em sentimentos inverso na avaliação de suas sentenças.

## **6. Conclusão e trabalhos futuros**

Este trabalho teve como objetivo avaliar o comportamento da ferramenta de análise de sentimentos VADER em frases que continham emojis. Foram realizadas duas coletas de 500 frases cada que incluíam os termos do sentimento positivo e negativo.

Após avaliação dos resultados, conclui-se que o VADER apresenta uma baixa performance com a utilização de emojis na análise de frases demonstrando redução nas três métricas avaliadas: revocação, precisão e acurácia. Sua avaliação final varia conforme o emoji contido, isto se deve ao fato de que a ferramenta substitui o emoji por sua tradução e se baseia na frase como um texto único, a pontuação é dada por meio do dicionário léxico e caso o emoji seja traduzido de forma errônea poderia induzir ao erro na sua avaliação influenciado na pontuação final. Por exemplo, um emoji de sentimento positivo ser traduzido para um texto com pontuações tristes no dicionário, fazendo com que ao ser inserido numa frase feliz decaia a pontuação e o resultado do sentimento.

Além disso, pelo fato do emoji ser traduzido pelo seu texto único, frases que contém emojis entre as palavras podem acabar perdendo seu sentido inicial, uma vez que adicionado o emoji e traduzido ele pode inferir um outro sentido para a frase.

Como proposta de trabalhos futuros, é sugerida a avaliação de outras ferramentas de análise de sentimentos avaliando o contexto dos emojis abordados neste artigo, além disso foi avaliado nesse artigo apenas o dicionário da língua inglesa, sugere-se avaliar o comportamento do emoji em outros idiomas.

Propõe-se também não só uma melhoria a ser feita na ferramenta VADER de modo que ela possa se obter melhor desempenho ao analisar emojis, mas também o uso combinado dos métodos existentes para análise de sentimentos, utilizando-se do dicionário léxico para avaliar o texto das frases com o auxílio de inteligência artificial para realizar os critérios da avaliação dos emojis.

Foram realizadas duas coletas em contextos diferentes com quinhentos tweets para cada sentimento, positivo e negativo. Para uma análise mais aprofundada recomenda-se utilizar outras palavras-chaves, com emojis diferentes e uma base maior para explorar mais os resultados.

## 7. Referências

ALEXA: **The top 500 sites on the web**. [S. l.], 2020. Disponível em: <https://www.alexa.com/topsites>. Acesso em: 7 nov. 2020.

TWITTER tem aumento recorde em número de usuários no 2º trimestre de 2020: **Twitter registra crescimento de 34% no número de usuários no segundo trimestre de 2020; receita apresenta queda de 19%**. [S. l.]: Bruno Gall De Blasi, 23 jul. 2020. Disponível em: <https://tecnoblog.net/354247/twitter-tem-aumento-recorde-em-numero-de-usuarios/>. Acesso em: 7 nov. 2020.

ANDREATA, Guilherme Henrique Santos et al. O Uso de Processamento de Linguagem Natural para a Análise de Sentimentos na Rede Social Reddit. **Universidade de Caxias do Sul, Caxias do Sul**, 5 dez. 2017. Disponível em: <https://repositorio.ucs.br/handle/11338/3804>. Acesso em: 10 mai. 2021.

REIS, Julio; GONÇALVES, Pollyanna; ARAÚJO, Matheus; PEREIRA, Adriano César; BENEVENUTO, Fabricio. Uma Abordagem Multilíngue para Análise de Sentimentos. *In: BRAZILIAN WORKSHOP ON SOCIAL NETWORK ANALYSIS AND MINING (BRASNAM)*, 4. , 2015, Recife. **Anais [...]**. Porto Alegre: Sociedade Brasileira de Computação, 2015. p.. ISSN 2595-6094. DOI: <https://doi.org/10.5753/brasnam.2015.6767>

MELO, Randerson Lessa. **Avaliando o dicionário em português do método de análise de sentimentos SentiStrength**. 2017. 53 f. TCC (Graduação em Engenharia de Software) - Universidade Federal do Ceará, Campus Quixadá, Quixadá, CE, 2017.

PADILHA, Adriano. **Emoji**. [S. l.], 21 abr. 2021. Disponível em: <https://www.significados.com.br/emoji/>. Acesso em: 5 nov. 2021.

ALEXANDRINO, Alex de Oliveira. **Análise de redes sociais aplicada a tweets sobre séries de tv**. 2016. TCC (graduação em Sistemas de Informação) - Universidade Federal do Ceará, Campus Quixadá, Quixadá, 2016.

BENEVENUTO, Fabrício; RIBEIRO, Filipe; ARAÚJO, Matheus. Métodos para Análise de Sentimentos em mídias sociais. *In: Brazilian Symposium on Multimedia and the Web (Webmedia)*. Manaus, Brazil. 2015.

REIS, Julio; GONÇALVES, Pollyanna; ARAÚJO, Matheus; PEREIRA, Adriano César; BENEVENUTO, Fabricio. Uma Abordagem Multilíngue para Análise de

Sentimentos. *In: BRAZILIAN WORKSHOP ON SOCIAL NETWORK ANALYSIS AND MINING (BRASNAM)*, 4. , 2015, Recife. **Anais [...]**. Porto Alegre: Sociedade Brasileira de Computação, 2015. p.. ISSN 2595-6094. DOI: <https://doi.org/10.5753/brasnam.2015.6767>

PYTHON. *In: Python*. [S. l.], 2021. Disponível em: <https://www.python.org/>. Acesso em: 4 abr. 2021.

ANACONDA. *In: Anaconda*. [S. l.], 2021. Disponível em: <https://www.anaconda.com/>. Acesso em: 4 abr. 2021.

JUPYTER. *In: Jupyter*. [S. l.], 2021. Disponível em: <https://jupyter.org/>. Acesso em: 4 abr. 2021.

NUMPY. *In: Numpy*. [S. l.], 2021. Disponível em: <https://numpy.org/>. Acesso em: 4 abr. 2021.

PANDAS. *In: Pandas*. [S. l.], 2021. Disponível em: <https://pandas.pydata.org/>. Acesso em: 4 abr. 2021.

TWEEPY. *In: Tweepy*. [S. l.], 2021. Disponível em: <https://www.tweepy.org/>. Acesso em: 4 abr. 2021.

OPENPYXL. *In: Openpyxl*. [S. l.], 2021. Disponível em: <https://openpyxl.readthedocs.io/en/stable/>. Acesso em: 4 abr. 2021.

MATPLOTLIB. *In: Matplotlib*. [S. l.], 2021. Disponível em: <https://matplotlib.org/>. Acesso em: 4 abr. 2021.

Hutto, C.J. & Gilbert, E.E. (2014). **VADER: A Parsimonious Rule-based Model for Sentiment Analysis of Social Media Text**. Eighth International Conference on Weblogs and Social Media (ICWSM-14). Ann Arbor, MI, June 2014.