



UNIVERSIDADE CATÓLICA PORTUGUESA

Elementos Morfológicos da Análise de Sentimento em Plataformas de Mídia Sociais

Beatriz Pereira Vieira

Católica Porto Business School
2022



UNIVERSIDADE CATÓLICA PORTUGUESA

Elementos Morfológicos da Análise de Sentimento em Plataformas de Mídia Sociais

Trabalho Final na modalidade de Dissertação
apresentado à Universidade Católica Portuguesa
para obtenção do grau de mestre em Marketing

por

Beatriz Pereira Vieira
sob orientação de
António Manuel Valente de Andrade

Católica Porto Business School
Abril de 2022

Resumo

As plataformas de mídia social podem ser uma mais valia para que as empresas avaliem o desempenho de seu negócio, pois o uso de plataformas como Instagram se tornou muito popular entre os consumidores, a princípio por outros motivos, mas fato é que muitas empresas a utilizam como portfólio para apresentar seu produto/serviço, contudo, quando o fazem estão sujeitos a críticas positivas ou negativas. O número de usuários nas plataformas de mídia social cresceu muito nos últimos anos e continua a crescer, se tornando uma grande fonte de dados.

Esses dados que se encontram desestruturados podem ser analisados por processos de análise de conteúdo e particularmente interpretados por meio da análise de sentimento e, então, busca-se compreender como o consumidor se sente face determinada campanha promovida pela empresa, por exemplo. Com esses resultados a empresa pode melhorar seu serviço, produto e atendimento ao consumidor. Emerge assim, a análise de sentimento nas plataformas de mídia sociais, como objetivo relevante na gestão moderna de empresas de todas as dimensões.

Neste estudo exploratório e interpretativo, foram extraídos e analisados dados do Instagram e, foi ainda possível concluir que os sentimentos dos usuários da plataforma, face suas reações a publicações feitas pela empresa na plataforma de mídia social Instagram, revelam normalmente sentimentos positivos e, os de sinal contrário, foram de reduzido impacto.

Palavras-chave: Análise de sentimento; *machine learning*; análise semântica; plataforma de mídia social; inteligência artificial; Instagram

Abstract

Social media platforms can be an asset for companies to evaluate the performance of their business, as well as helping to develop the company-consumer relationship, as the use of platforms such as Instagram has become very popular among consumers, at first for other purposes, but the fact is that many companies also use it as a portfolio to present their product/service, however, when the company does this it is exposed to positive or negative criticism. Due to the large number of users, social media platforms can turn out to be a huge source of data.

These unstructured data can be analyzed by content analysis process and, then we seek to understand how the consumer sees the brand, product, or service, for example. Thus, sentiment analysis on social media platforms emerges as a relevant object in the modern management of companies of all sizes.

Having identified the morphological complexity of sentiment analysis and the methods of extraction of it, the analysis of this type of data, through a literature review, an empirical study was carried out, using the case of study methodology, in a company that sells flowers and ornamental plants. For this exploratory and interpretative study, data from Instagram were extracted and analyzed. Despite the technological limitation, it was possible to conclude that the sentiment of the users of the platform face company's posts on Instagram was positive and, those of the opposite sign, had little impact.

Key-words: Sentiment analysis; machine learning; software; social media platform; artificial intelligence.

Número de Palavras: 9800

Índice

1. Introdução	1
1.1. Problemática	1
1.2. Objetivos de estudo e processo de investigação.....	2
1.3. Estrutura da dissertação.....	3
2. Análise de Sentimento	4
2.1. A relevância da análise de sentimento.....	4
2.2. O conceito de análise de sentimento	7
2.3. Modelos de análise	8
2.3.1. Níveis de análise de sentimento	8
2.3.2. Métodos para análise de sentimento.....	9
2.3.3. Processamento	11
2.3.4. Utilização dos dados na busca por insights	13
2.4. Recursos tecnológicos de gestão e análise.....	15
2.5. Breve Resumo	18
3. Metodologia	20
3.1. Metodologia de investigação.....	20
3.2. Finalidade do estudo	20
3.3. Contexto do estudo.....	21
3.4. Tecnologias adotadas	28
4. Recolha e tratamento de dados	29
4.1. Extração de comentários	29
4.2. Análise de dados	38
5. Conclusão e trabalho futuro	43
5.1. Síntese da Investigação	43
5.1.2. Considerações sobre as ferramentas utilizadas para análise de sentimento.....	45

5.1.3. Principais contributos do presente trabalho	46
5.2. Trabalho futuro	47
Referências bibliográficas	49

Índice de Figuras

Figura 1 - Diferenças estruturais entre emoção e sentimento	5
Figura 2 - Estufa para produção da planta Cróton Petra	23
Figura 3 - Crescimento seguidores	24
Figura 4 - Novos seguidores vs. seguidores perdidos.....	24
Figura 5 - Sexo dos seguidores	25
Figura 6 - País dos seguidores	25
Figura 7 - Língua dos seguidores	26
Figura 8 - Cidade dos seguidores.....	26
Figura 9 - Seguidores online.....	27
Figura 10 - Local produção, vista aérea	28
Figura 11 - Palavra "lindas" como seed	30
Figura 12 - Seed linda no contexto da frase	31
Figura 13 - Procedimento de identificação feito pela primeira vez para identificar quais palavras precisavam ser eliminadas e quais adicionar para atingir o melhor resultado	32
Figura 14 - Resultado análise relacional.....	33
Figura 15 - Identificando os termos mais relevantes	34
Figura 16 - Conjunto padrão de seeds selecionados para a pesquisa	35
Figura 17 - Método N-grams	36
Figura 18 - Palavras mais comuns nos comentários associadas ao termo "linda"	37
Figura 19 - Palavras que mais se repetem nos comentários.....	38
Figura 20 - Relação palavra "lindo"	39
Figura 21 - Classificação das palavras de acordo com sua importância	40
Figura 22 - Resultado análise consumidores	41

Índice de Quadros

Quadro 1	18
Quadro 2	19

1. Introdução

1.1. Problemática

Fato é que as plataformas de mídias sociais, tais como Instagram, Facebook, Youtube, dentre tantas outras evoluíram ao longo do tempo e cada vez mais se tornam parte importante no dia a dia dos seus usuários. Outro fator, ainda mais importante, é o de que com a sua disseminação, os usuários que antes eram apenas receptores da informação passaram a ser formadores de opinião, "e tornaram-se os reais responsáveis pela produção, compartilhamento, interação e avaliação de todo o conteúdo produzido na Web" (Oliveira *et al.*, 2016). A quantidade de material gerado pelos usuários das plataformas de mídias sociais é imenso, porém todos os dados de media são não estruturados, ou seja, 80% dos dados armazenados nas empresas são considerados não estruturados (e-mails, media, etc.), o que dificulta a análise e a obtenção de informações úteis a partir destes (Ahmed *et al.*, 2015).

Os comentários tecidos pelos usuários podem ser uma mais valia para empresas que buscam melhor entender como os consumidores veem a marca e/ou seus produtos/serviços. Utilizar-se de técnicas como a análise de sentimento, por meio das opiniões expressadas pelo consumidor nas plataformas de mídia social, pode ser uma mais valia para as companhias, ajudando-as a resolver problemas já existentes, ou mesmo antevê-los. Os indicadores advindos da análise de sentimento podem auxiliar nas mais diversas áreas, tais como eleições, opinião pública, propaganda e publicidade, saúde, satisfação do público, antever o movimento do mercado de ações, se estendendo para muito além da área empresarial e privada.

Apesar da amplitude de áreas nas quais a análise de sentimento pode ser aplicada, o estudo foca em analisar a problemática da utilização das IAs na análise de sentimentos em plataformas de mídia sociais, que prioritariamente não são baseadas em texto, como por exemplo o Instagram. Analisar a utilização dessas ferramentas e a possibilidade da obtenção de *insights* que ajudem empresas a se posicionar e alavancar a posição de seus produtos no mercado. O tema é de suma importância para o setor privado, pois quando associado às plataformas de mídias sociais das empresas, pode auxiliar na dinamização do negócio, além de gerir a satisfação do consumidor e, ainda, ajudar à compreender manifestações dos consumidores, tais como insatisfação ou satisfação face ao produto/serviço, em plataformas, como por exemplo “Deco Proteste” em Portugal.

1.2. Objetivos de estudo e processo de investigação

Com o presente estudo busca-se melhor conhecer e caracterizar conceitos inerentes à análise de sentimento para então melhor entender o que é e, também, para que se possa desenvolver e apresentar uma solução ao estudo de caso desenvolvido posteriormente. Ainda, dada a importância da relação estabelecida entre empresas, com potenciais clientes através das plataformas de mídia sociais, o estudo se mostra relevante por auxiliar na identificação de contributos para gestão de tal relacionamento.

Dentre as múltiplas dimensões que tal estudo poderia revelar (gestão da relação empresa e possível consumidor na plataforma de mídia social), temos aqui como questão de investigação a seguinte pergunta:

“Como lidar com os comentários negativos realizados na plataforma de mídia social e o quanto os mesmos poderiam impactar a imagem da empresa?”.

Daqui resulta como caminho de investigação que o objetivo central neste trabalho é estudar a análise de sentimento. Resultando daqui os seguintes objetivos específicos: (1) enunciar modelos de análise; (2) identificar meios tecnológicos de análise; e (3) analisar a presença da empresa na plataforma de mídia social Instagram.

1.3. Estrutura da dissertação

A dissertação está estruturada em cinco capítulos. O primeiro capítulo apresenta e contextualiza, genericamente, a relevância da problemática em estudo e identifica os objetivos de investigação. O segundo capítulo, centra-se na revisão de literatura, identificando o conceito de análise de sentimento nas plataformas sociais, nomeando abordagens de análise e recursos tecnológicos de apoio. O terceiro capítulo apresenta a metodologia selecionada, o caso identificado e os recursos mobilizados para o estudo. O capítulo quatro, por sua vez, apresenta e desenvolve o estudo de caso. Finalmente, o capítulo cinco, cuida da conclusão, bem como dos encaminhamentos possíveis de pesquisa a partir do trabalho desenvolvido nessa investigação.

2. Análise de Sentimento

2.1. A relevância da análise de sentimento

A análise de sentimento se revela importante, pois auxilia as áreas de pesquisa de mercado, bem como as áreas que auxiliam as empresas a criarem plano de negócio a entenderem melhor o mercado em si (por exemplo: contra quem compete e como os concorrentes se posicionam, o mercado consumidor etc.). Contudo, antes de adentrar mais a fundo na relevância do tópico, é preciso melhor entender a diferença entre emoção, sentimento e opinião e, como estão conectadas para que no futuro, seja possível transformar a informação que antes não estava estruturada em dado útil para análise (Jindal *et al.*, 2012).

Munezero (*et al.*, 2014) traz em seu estudo a definição de sentimento feita por Gordon (1981), em que, sentimento é considerado uma reação emocional, neuropsíquica, cognitiva construída em torno de padrões sociais e por gestos expressivos que contenham significados culturais organizados em torno de uma relação com um objeto ou situação (geralmente se manifesta face a um grupo, pessoa ou família), de forma estável e consciente. As emoções, por sua vez, podem ser compreendidas como um conjunto de interações subjetivas ou objetivas, mediadas por sistemas neurais e hormonais, que podem desencadear quatro reações distintas. Aqui nos interessa três delas, a primeira dá origem a experiências afetivas, como sentimentos de excitação, prazer e desprazer; já a segunda pode gerar processos cognitivos emocionalmente relevantes, podendo afetar processos de rotulagem; por fim, a terceira reação pode levar o agente a um comportamento que nem sempre é expressivo. Por fim, opinião pode ser considerada sinônimo de pensamento, é a ideia ou conhecimento que o consumidor tem sobre o produto/objeto ou situação.

A figura 1 apresenta as diferenças estruturais entre emoção e sentimento. A emoção decorre da articulação entre indivíduo e o meio no qual está inserido, tais como perspectivas sociais e culturais, já o sentimento é a compreensão de mundo que o indivíduo tem com base em seus sentimentos. E, de acordo com Jindal (*et. al.*, 2021) os sentimentos são mais elaborados que as emoções, pois suas extensões psicológicas não os restringem.

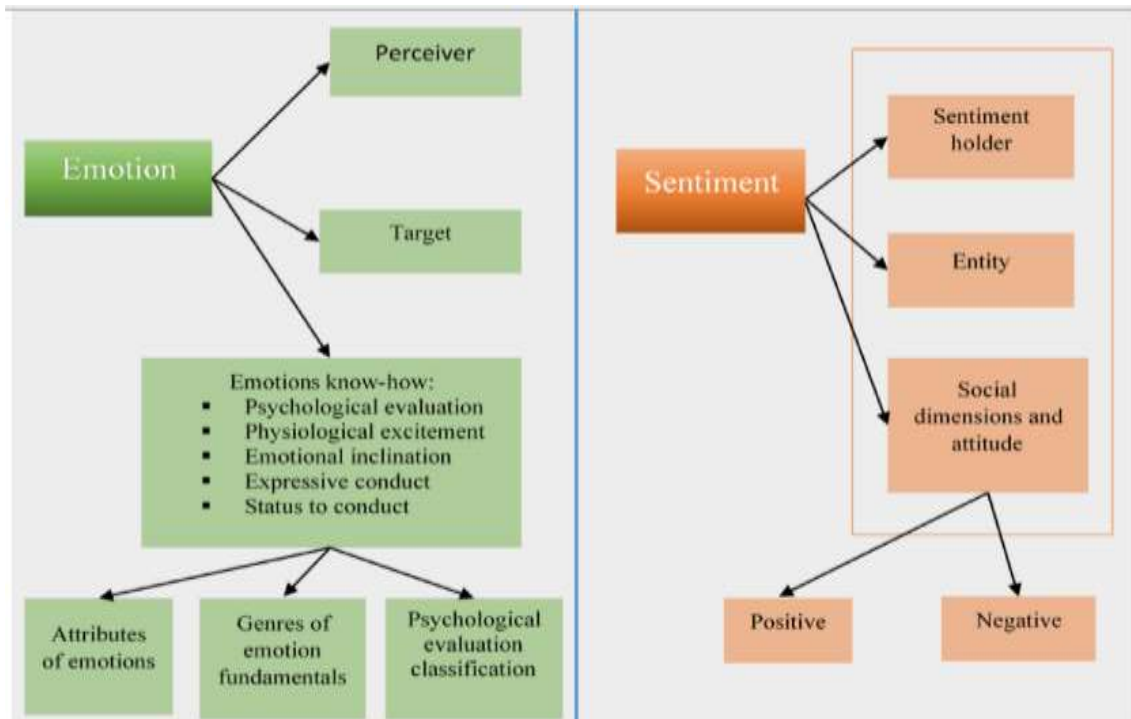


Figura 1 - Diferenças estruturais entre emoção e sentimento

A relação entre sentimento e emoção se dá a partir das experiências resultantes das influências combinadas entre hormônios, cognitivo e social. Contudo, é importante ressaltar que sentimento e emoções se diferem pela duração no tempo, sendo as emoções episódios breves, enquanto os sentimentos se mantêm por um período maior de tempo (Stets *et al*, 2003).

Por fim, opinião é a interpretação pessoal feita por cada agente/consumidor acerca da informação recebida e processada pelo sistema cognitivo pessoal e não

necessariamente por expectativas sociais, enquanto, os sentimentos, por sua vez, são geralmente construções sociais.

Ainda no tocante a definição psicológica, sentimento e emoção são considerados dois termos subjetivos humanos que são usados indistintamente no campo do processamento da linguagem natural, estando a razão por trás do resultado de experiências devido à influência mútua de aspectos cognitivos, psicológicos e sociais (Jindal & Aron, 2021). Isto posto podemos avançar e melhor compreender a importância da análise de sentimento.

Como já mencionado anteriormente, a análise de sentimento é de suma importância, especialmente com o avanço e disseminação da internet e plataformas de mídias sociais. Atualmente é possível extrair significado de textos não estruturados e ao combiná-los com análise de sentimento, pode-se analisar as emoções das pessoas, reconhecê-las e categorizar as mesmas. A análise desses dados é essencial na pesquisa de mercado e análise de tendências que podem vir a auxiliar as empresas a manter seu ciclo de oferta e demanda e a compreender o ambiente competitivo em seus respectivos campos (Jindal & Aron, 2021).

A comunicação escrita tem sua importância não apenas para que as empresas entendam o mercado, mas também para o marketing em si, pois as empresas se comunicam com os clientes dessa forma e, novamente, com a disseminação das plataformas de mídias sociais, os consumidores também se comunicam com as empresas e, obviamente, uns com os outros. Além disso, é dessa forma que as empresas se comunicam com os investidores e, é também desta forma que a sociedade comunica suas ideias e valores. Por isso, é importante sempre ter em mente que o sentimento extraído de um texto reflete a condição de quem o escreveu, podendo refletir seu estado mental e psicológico, além de também pode

impactar ou moldar atitudes, comportamentos e escolhas do público consumidor (Packard and Berger 2019).

Isto posto, é certo que aquilo que foi escrito nas plataformas de mídias sociais pode mudar a forma como consumidores veem uma marca, bem como sua atitude face a ela, compras futuras e, como o consumidor interage com a mesma. Assim, certo é que a linguagem tem um impacto significativo e mensurável no mundo, ou seja, tem consequências (Berger et al., 2020).

Diante de todo o exposto é certo que a análise de sentimento tem sua importância para as empresas e negócios. A tecnologia evoluiu muito a ponto de chegarmos às *machine learnings* e, com este recurso, o trabalho de interpretar os textos não estruturados ficou mais fácil e ágil.

2.2. O conceito de análise de sentimento

Compreender o que é “análise de sentimento” é importante, mas antes é preciso entender o que cada palavra significa. Temos que “análise” significa “Ação ou efeito de analisar, de fazer um exame detalhado de algo; exame: análise de um texto, de uma planta, de uma pessoa” ou ainda: “Comentário avaliativo ou crítico que busca entender ou descrever alguma coisa: análise de um filme, de uma obra de arte” (Dicionário Aurélio, 2021a). Por sua vez, “sentimento” no dicionário Aurélio é definido como: “Ação de sentir, de perceber através dos sentidos (...)” (Dicionário Aurélio, 2021b).

De acordo com o estudo conduzido por Howells (*et al.*, 2017), a análise de sentimento pode ser definida de forma simples, pode ser considerada como a extração de uma parte do texto, que contenha significado positivo, negativo ou

neutro. Ainda, no que tange às plataformas de mídia sociais, os comentários feitos pelos usuários, também podem ser classificados desta forma (positivo, negativo ou neutro).

Já para Jindal (*et al.*, 2021) a análise de sentimento pode ser definida como a técnica, pela qual é possível extrair e definir o sentimento em textos não estruturados por meio de Processamento de Linguagem Natural e *Machine Learning*. Segundo Ahmed (*et al.*, 2016) a análise de sentimento é capaz de detectar opiniões ou emoções em textos redigidos nas plataformas de mídias sociais e, segundo o autor, esse processo pode ser aplicado às mais diversas relações sociais.

Diante do exposto podemos concluir, de forma simples, que Análise de Sentimento é o campo de estudo capaz de identificar em textos redigidos, de forma estruturada ou não, o sentimento implícito a partir do estilo de escrita e nas palavras escolhidas pelo autor para se expressar face a uma situação.

2.3. Modelos de análise

2.3.1. Níveis de análise de sentimento

De acordo com Chandrasekaran (*et al.*, 2021) a Análise de Sentimento pode ser realizada a partir de dados advindos de diferentes fontes, tais como áudio, vídeo e texto. Diversos autores destrincharam a análise de sentimento a partir de diversos métodos, e alguns destes serão apresentados a seguir, mas antes de adentrar nos métodos é preciso lembrar que a análise de sentimento possui diversos níveis. O primeiro é chamado de *sentence level* por Ahmed (*et al.*, 2015) e, é através desse método que é possível identificar sentimentos positivos, negativos e neutros em uma frase. Ainda neste modelo, é que se extrai palavras como adjetivos positivos ou negativos (Pathak *et al.*, 2021). Já o segundo nível é

denominado como *document level* e nessa fase é possível identificar em um documento os sentimentos positivos, negativos ou neutros. O terceiro nível é conhecido *aspect level of sentiment analysis (ASA)* e pode ser utilizado para interpretar atributos (sentimentos positivos, negativos ou neutros) em textos redigidos em *posts* publicados nas mídias sociais e tem como foco agregar a polaridade de sentimentos face uma empresa ou produto. Ainda, pode ser subdividido em duas subtarefas ou áreas, quais sejam: (1) extração de alvos de opinião e (2) classificação de polaridade de sentimento (Mai, 2021).

Por fim, o quarto e último nível é o *user level* que trata da relação interpessoal entre diferentes agentes, sendo baseado em tópico dinâmico, ou seja, detecta de forma simultânea e dinâmica tópicos e sentimentos associados (Pathak et al., 2021).

2.3.2. Métodos para análise de sentimento

Outro tópico já muito discutido por autores, como o próprio Ahmed (*et al.*, 2015), Berger (*et al.*, 2020), Bhadane (*et al.*, 2015), dentre outros, são os métodos para realização da análise de sentimento.

O primeiro método é também o mais trabalhoso, pois implica em analisar de forma manual o texto e é denominada *Lexical Method*. É importante mencionar que existem dois tipos de *lexicons*. O primeiro é denominado *corpus lexicon* e pode ser dividido em dois tipos diferentes, sendo parte voltada para semântica do texto e segundo para estatística, ou seja, desta forma pode-se obter resultados mais precisos quando se faz análise de sentimento, pois será analisado não apenas o texto, mas também o contexto no qual está inserido (Berger *et al.*, 2020). Já o segundo tipo é *dictionary based* e também se subdivide em duas frentes distintas. A primeira não se demonstra muito útil para análise de sentimento em

si, pois retira do texto palavras específicas e lhe atribui o sentido presente no dicionário, por exemplo, o agente digita o seguinte comentário num *post* feito por uma empresa nas plataformas de mídias sociais: "o celular é bom, mas a bateria não dura muito". Aqui, utilizando-se desse método nos distanciamos do sentimento em si e utilizamos apenas a palavra "boa" para caracterizar o produto, que acaba por ficar descolado do contexto como um todo. O segundo subtipo dentro do *dictionary based* é a modelagem de tópicos ou ainda, dicionário orientado por tópicos e aqui os pesquisadores fazem uso da integração entre "seeds" pré existentes para construir dicionários de múltiplos domínios (Berger *et al*, 2020).

O segundo método apresentado pelos autores é denominado de *Sentiment Analysis and Natural Language Processing (NLP)*, já é um método mais sofisticado que o anterior e a partir deste pode-se obter resultados precisos ao analisar o contexto em que o texto fora escrito e o significado implícito ou indireto das palavras.

Já o terceiro método é denominado de *Sentiment Analysis and Machine Learning* e envolve a utilização de *machine learning* (Berger *et al*, 2020). As soluções apresentadas pelas máquinas são supervisionadas e faz-se o uso de dados rotulados, treinamento (quanto mais a máquina analisa, mais é capaz de aprender) e de dados combinados não rotulados. Para tanto criou-se um modelo básico para criação e análise, vejamos: (1) aplicar *tagger* a cada exemplo no conjunto de dados utilizados no treinamento; (2) realizar a coleta de todos os adjetivos ou advérbios para cada exemplo; (3) criar um conjunto de palavras populares composto pelos principais adjetivos e advérbios encontrados; (4) utilizar o conjunto de palavras mais populares encontrado para criar um vetor de recurso para cada exemplo (Bhadane *et al.*, 2015).

Por sua vez, o quarto método é denominado de *N-grams*, aqui, ao invés de considerar cada palavra, analisa-se a sequência de palavras que formam a frase, no intuito de encontrar frases comuns e quanto maior forem, melhor serão os resultados (Bhadane et al., 2015).

Por último, mas não menos importante *Support Vector Machine (SVM)*, este modelo seleciona e reúne as informações e prevê para cada *input*, qual das classes possíveis forma o *output* e quando dado um conjunto de exemplos de treinamento, cada qual marcado com pertencente a uma categoria específica de *output*, um algoritmo constrói um modelo que pode ser utilizado para alocar novos exemplos em uma nova categoria (Bhadane et al., 2015).

Para além da relevância incontornável dos métodos acima expostos, podemos seguir adiante e tratar das técnicas para extração das informações necessárias à análise de sentimentos. Segundo Berger (et al., 2020) há uma sequência de passos que devem ser seguidos de forma a melhor atingir o resultado esperado.

2.3.3. Processamento

A primeira etapa a ser vencida é a de pré-processamento de dados. Essa etapa é uma das mais difíceis, pois quando as pessoas tecem comentários nas plataformas de mídias sociais estes costumam estar desestruturados, ou seja, não há grande preocupação dos usuários com o aspecto formal da escrita. Por isso, antes de iniciar a análise é preciso estruturar o texto.

Ainda, segundo o autor (Berger et al., 2020), a fase de pré-processamento de dados é subdividida em seis outras etapas. Quais sejam: (1) *data acquisition*, (2) *tokenization*, (3) *cleaning*, (4) *removing stop words*, (5) *spelling*, (6) *stemming e*

lemmatization. A primeira etapa a ser vencida pode ser definida de duas formas distintas, a primeira ocorre quando o pesquisador recebe um conjunto de documentos para analisar, o autor menciona como exemplos, relatórios trimestrais ou um conjunto de dados de análise de produtos. A segunda forma é tida como mais aberta e é também a que mais nos interessa neste estudo, aqui o pesquisador extrai os dados da web.

A segunda etapa, é o que autor (Berger *et al.*, 2020) denomina de *Tokenization*, ocorre logo após à *aquisição de dados*. Pode ser compreendido como o processo de transformar o texto em palavras-chave, em frases menores e ainda, determinar/definir espaços, períodos, pontos e vírgulas, dentre outros sinais de escrita. De forma a deixar mais clara esta etapa, é importante trazer o exemplo mencionado pelo autor, assim, “os E.U.A.”, dividiu-se “E”, “U” e “A” com pontos (“.”), o que pode dificultar a compreensão da Inteligência Artificial (IA) em entender que se trata dos Estados Unidos da América.

Por sua vez, a terceira etapa, é chamada de *cleaning*, também conhecida como o *preprocessing of text* e trata da remoção de tudo aquilo que não é textual ali presente, ou seja, é a remoção de símbolos e pontuações, por exemplo (Berger *et al.*, 2020; Chandrasekaran *et al.*, 2021). Já a quarta etapa é conhecida como *removing stop words*, aqui devem ser removidos tudo aquilo que fornece pouco significado ao texto, como por exemplo artigos (o, a, um...). Na etapa denominada *spelling*, visa-se corrigir as palavras que foram escritas erradas ou com algum tipo de erro de digitação. Por fim, temos aquela que o autor denominou como *stemming and lemmatization*. Nesta etapa devemos buscar a raiz das palavras para melhor compreender aquilo que está sendo dito pelo autor, pois muitas vezes na escrita não formal damos diferentes significados às palavras (Berger *et al.*, 2020).

Já a fase denominada de *text analysis extraction* pelo autor (Berger *et al.*, 2020) que se dá logo após o processamento de dados e é o momento em que o pesquisador pode dar início a análise de dados. Esta etapa é subdividida em outras três: (1) *entity extraction*, (2) *topic extraction* e (3) *relation extraction*. Claro, todas têm sua importância, mas para esta discussão a que mais nos importa é a primeira (*entity extraction*).

Utilizando este método pode-se aliar aquilo que fora escrito (analisar as palavras utilizadas), com a forma da escrita (estilo) para identificar o sentimento ali presente. Embora seja o método mais simples, é também o mais utilizado quando o assunto é monitorar as discussões nas plataformas de mídias sociais, gerar base de dados para treinar a “máquina” e, para, também, ampliar o conjunto de palavras utilizadas como base para a análise de sentimento (Berger *et al.*, 2020).

2.3.4. Utilização dos dados na busca por insights

Finalizado a breve exposição acerca dos níveis, métodos e processamento, passamos a forma como os dados coletados podem ser utilizados na busca por *insights*, de forma a prever e prevenir os impactos que a imagem de uma empresa/produto pode vir a sofrer com comentários negativos ou positivos nas plataformas de mídias sociais. De forma acadêmica há consenso acerca da dificuldade de realizar previsões, devido a quantidade de dados que podem gerar um grande número de possibilidades (Netzer *et al.*, 2019; Eliashberg *et al.*, 2014; Eliashberg *et al.*, 2007; Bollen *et al.*, 2011).

A utilização de *machine learning* para auxiliar na identificação de todos os resultados futuros possíveis é uma prática comum por pesquisadores e ainda,

tais ferramentas digitais são utilizadas para fazer a avaliação dos resultados mais factíveis dentro da realidade programada pelo pesquisador. Ainda, o algoritmo inclui duas etapas distintas, sendo a primeira o treinamento da *machine learning* para que aprenda a identificar os modelos e a segunda etapa constrói-se um modelo de ponderação para combinar de forma otimizada os modelos da primeira etapa (Netzer et al., 2019).

Outra forma possível e que se demonstra muito eficaz para identificar humor no texto é a opção de poder-se submeter aos sistemas, coleções de textos para que primeiramente avaliem o sentimento (positivo ou negativo) de seu conteúdo e em seguida identifique as diferentes dimensões do sentimento do texto, cada uma representando aspectos potencialmente diferentes do humor do público (Bollen et al., 2011).

Por fim, uma terceira forma possível se dá pela análise de julgamento feito por pessoas. Nesse método as informações necessárias para identificar as possibilidades possíveis é feita em quatro níveis diferentes: (1) semântica, (2) modelos de pacote de palavras, (3) gênero e (4) análise de conteúdo. Sendo que os dois primeiros níveis são realizados por *Machining Learning* que resumem o conteúdo, mas sem uma compreensão do contexto como um todo; já os dois últimos níveis são feitos por pessoas que, juntas extraem as informações de forma sistemática e rigorosa (Eliashberg et al., 2007).

Claro que a terceira forma é mais trabalhosa, mas nesta pode haver menos erros, pois o ser humano é mais eficaz que IA (Inteligência Artificial) em identificar sentimentos, como por exemplo, ironia. *Machine learning* possui certa dificuldade em percebê-la, enquanto nós, humanos, somos capazes de identificá-la com certa facilidade.

O uso das possibilidades geradas pela *machine learning* são úteis, pois refletem o que sentem os agentes e os dados podem ser utilizados para prever o estado de espírito e/ou características dos criadores do texto, como por exemplo, satisfação do cliente, probabilidade de rotatividade entre tantos outros fatores que afetam a imagem da marca, empresa ou produto. Ainda, é possível prever o comportamento daquele que lê o comentário feito por outros usuários nas plataformas de mídias sociais e o montante de venda futuro (Berger *et al.*, 2020).

2.4. Recursos tecnológicos de gestão e análise

Existem diversos programas capazes de processar linguagem natural, a partir do uso de algoritmos para criar um modelo neural e assim aprender a associar palavras. Como já mencionado anteriormente, é muito comum o uso de *machine learning* para realizar a análise de sentimento, já que quanto maior for a quantidade de dados, maior é a capacidade do sistema em identificar o sentimento que autor do texto buscava expressar quando o redigiu.

Autores que anteriormente investigaram a análise de sentimento testaram vários programas, para então concluir quais são os que apresentam os melhores resultados face a variáveis determinadas, assim, a ideia é apresentar alguns destes abaixo.

É importante ressaltar que cada etapa da análise de sentimento pode necessitar de um programa diferente, assim na fase de pré-processamento de dados a ferramenta mais comum para processar os dados é o *Python (Natural Language Processing With Python)*¹, é uma linguagem de programação muito difundida entre aqueles que buscam extrair informações de textos ou frases, ainda, possui

¹ <https://www.nltk.org/> ; <https://www.python.org/about/>

uma vasta biblioteca de recursos que podem ser invocados por quem tem pouca experiência com técnicas de programação, e com este programa é possível realizar as etapas de pré-processamento de dados. Outro software famoso por ser um recurso de programação muito versátil e, por isso é comumente utilizado na análise de dados é o R^2 , este também pode ser utilizado nas etapas de pré-processamento de dados. Vencida essa fase inicia-se o processo de análise dos dados levantados, contudo, está pode ser feita de três formas distintas: (1) *extração* de palavras ou frases individuais. (2) extração de temas ou tópicos do conjunto coletivo de palavras ou frases no texto e (3) extração de relações entre palavras ou frases. Cada qual faz uso de um programa diferente (Berger *et al.*, 2020).

No caso da extração de palavras ou frases individuais é muito comum utilizar o já mencionado programa Python, bem como os kits oferecido pela ferramenta R, além destes dois, um terceiro software oferece bons resultados de análise, o WordStat³ (software de análise de conteúdo e mineração de texto). Utilizando qualquer um dos três programas o pesquisador consegue extrair os dados sem a necessidade de os codificar. Dicionários de sentimentos também podem ser úteis e ajudam o pesquisador a extrair o sentimento presente no texto e para tanto são recomendados os programas Hedonometer⁴ e LIWC⁵ (Berger *et al.*, 2020; De Sales Moreira et al., 2016).

Por fim, para finalizar essa breve exposição, é importante mencionar que exista uma outra via para extrair sentimento de um texto, é a chamada *relation extraction*. Este método estabelece uma conexão entre uma empresa/marca/produto de

² <https://cran.r-project.org/> ; <https://www.r-project.org/about.html>

³ <https://provalisresearch.com/products/content-analysis-software/>

⁴ <https://hedonometer.org/api.html>

⁵ <http://143.107.183.175:21380/portlex/index.php/pt/projetos/liwc>

interesse e o sentimento expressado pelo agente nas plataformas de mídias sociais. A abordagem mais comum é ensinar e supervisionar uma *machine learning*, podendo as abordagens serem agnósticas ou mesmo abordagens de processamento de linguagem natural que visam compreender a relação linguística na frase. Isto posto, a ferramenta mais comum para esse tipo de análise é a *Stanford Sentence and Grammatical Dependency Parser*, essa é capaz de identificar o significado gramatical de diferentes palavras na sentença (Berger *et al.*, 2020).

Claro que tantas outras ferramentas podem ser utilizadas especialmente pelo fato de que cada uma tem suas limitações e vantagens. É preciso que o pesquisador encontre aquela que melhor atenda suas necessidades, como foi feito por De Sales Moreira (*et al.*, 2016). Nesse estudo optou-se por utilizar ferramentas como *SenticNet*⁶ que é uma ferramenta de análise semântica, *SentiStrength*⁷ ferramenta capaz de minerar a opinião e realizar a análise de sentimento e, por fim, LIWC.

Outras ferramentas também se demonstram muito úteis, tais como WORDij⁸ que é um conjunto de softwares capaz de automatizar aspectos do processamento de linguagem natural, especialmente textos não estruturados como os presentes nas plataformas de mídias sociais. Também famosa por sua eficácia e sua simplicidade é a ferramenta TextAlyser⁹, os softwares de análise textual exigem mínima configuração (logo não é preciso ter conhecimento profundo de programação) e nenhum dicionário de texto e é também capaz também de gerar *insights*.

⁶ <https://sentic.net/>

⁷ <http://sentistrength.wlv.ac.uk/>

⁸ <http://catsci.org/>

⁹ https://www.leximancer.com/?utm_source=google&utm_medium=cpc&utm_campaign=Text%20Analysis%20Software1&gclid=Cj0KCQjw_fiLBhDOARIsAF4khR17fhfWm089z5g4tzx2EQrmbcNAjbuxaukNAG6qgTEDMHYEFb2rQYaAvVTEALw_wcB

2.5. Breve Resumo

O presente capítulo permitiu identificar modelos, métodos, dimensões e atributos relativos à análise de sentimento que se sintetiza no quadro 1.

Modelos de análise	Definição	Subdivisões
<i>Níveis de análise</i>		
Sentence level	Auxilia na identificação de sentimentos positivos, negativos ou neutros.	-
Document level	Auxilia na identificação de sentimentos positivos, negativos ou neutros.	-
Aspect level of sentiment analysis	Interpretar atributos em textos redigidos nas plataformas de mídia social	<ul style="list-style-type: none"> • Extração de alvos de opinião • Classificação de polaridade de sentimento
User level	Interpreta a relação interpessoal entre diferentes agentes	
<i>Métodos de análise</i>		
Lexical method	A análise é feita de forma manual	<ul style="list-style-type: none"> • Extração de alvos de opinião • Classificação de polaridade de sentimento
Sentiment analysis and machine learning	Soluções apresentadas por máquinas	
N-grams	A análise é feita a partir da sequência de palavras que formam a frase	
Support Vector Machine	Reúne <i>inputs</i> para formar o <i>output</i> , agrupados em algarismos	

<i>Processamento</i>		
Pré processamento	Estruturar o texto dos usuários das plataformas de mídia social	<ul style="list-style-type: none"> • Data acquisition • Tokenization • Cleaning • Removing stop words • Spelling • Stemming and lemmatization
Text analysis extraction	É o início da análise dos dados	<ul style="list-style-type: none"> • Entity extraction • Topic extraction • Relation extraction

Quadro 1 - Resumo Modelos de Análise

Para além do quadro 1, vale lembrar que este capítulo também tratou dos recursos tecnológicos de gestão e análise, assim, segue no quadro 2, um breve resumo dos programas anteriormente apresentados.

Programas	Fase de gestão e análise¹⁰
Python	Pode ser utilizado em todas as fases
R	Pré-processamento e extração de palavras ou frases individuais
WordStat	Extração de palavras ou frases individuais
Hedonometer	Extração de palavras ou frases individuais
LIWC	Extração de palavras ou frases individuais
Stanford Sentence and Grammatical Dependency Parser	Extração de temas ou tópicos e extração de relações entre palavras ou frases
SentiStrenght	Extração de temas ou tópicos e extração de relações entre palavras ou frases
SenticNet	Extração de palavras ou frases individuais
WORDij	Todas as fases
TextAlyser	Todas as fases

Quadro 2 - Síntese programas fase de processamento

¹⁰ As fases podem ser: (1) pré-processamento; (2) extração de palavras ou frases individuais; (3) extração de temas ou tópicos; e (4) extração de relações entre palavras ou frases

3. Metodologia

3.1. Metodologia de investigação

A estratégia de estudo de caso é uma abordagem de investigação adequada e muito inspiradora, no estudo de tópicos empíricos, em contexto empresarial. Efetivamente, três podem ser as estratégias de estudo de caso, exploratório, descritivo ou explicativo. No primeiro tipo (exploratório) deve-se identificar os problemas e posteriormente buscar informações que ajudem a sanar o problema e, para tanto, é preciso se aprofundar no tema; já, no terceiro modelo (explicativo), cabe ao investigador analisar e comparar os dados levantados e posteriormente explicar as informações coletadas. Por fim, quando descritivo, apenas busca-se caracterizar conceitos. O investigador pode escolher utilizar apenas uma das estratégias ou, ainda, utilizá-las de forma conjunta para obter um melhor resultado (Yin, R., 2005).

Ainda, nesse sentido Tesch (1990) estabelece outras três estratégias para que o investigador possa conduzir um estudo de caso que vão de encontro com a teoria de Yin (2005), são elas: interpretativa, estrutural e reflexiva. Em se tratando da estratégia estrutural, o investigador prioriza a análise de dados com intuito de encontrar padrões que possam trazer luz à situação objeto de estudo; ao optar pela estratégia interpretativa, o investigador tem como foco analisar os dados coletados, para que então possa buscar a melhor forma para compreender o tema objeto de estudo. Por fim, ao optar pela terceira estratégia (reflexiva), o investigador busca interpretar o tema objeto de estudo utilizando seu julgamento pessoal.

Ainda segundo Yin (2015), o estudo de caso se demonstra uma estratégia de investigação necessária, especialmente, quando se trata de um fenômeno

atual, ou seja, o fato deve ser recente e estar ocorrendo durante o período de investigação, tornando-se objeto de interesse do investigador. Perante o crescimento da exploração das plataformas sociais no plano individual e empresarial, o grau de utilização e os meios envolvidos é, provavelmente, muito diversificado.

Assim sendo, a metodologia de estudo de caso é particularmente adequada neste enquadramento de investigação por se ter uma empresa que procura realizar uma análise exploratória à análise de sentimento relativa à sua presença na plataforma social Instagram.

Isto posto, inspirado pela metodologia de estudo de caso, este será quanto à profundidade, exploratório e interpretativo haja vista o fato de que muito buscou-se interpretar os dados obtidos durante todo o processo.

3.2. Finalidade do estudo

O presente estudo tem como objetivo central estudar o sentimento expressado pelos seguidores da empresa na plataforma Instagram, materializando-se na questão geral de “como gerir comentários negativos no Instagram”, desta forma ajudando a identificar formas para gerir o relacionamento cliente/empresa na plataforma Instagram. Isto posto, vale ressaltar que a questão aqui é:

“Como lidar com os comentários negativos realizados na plataforma de mídia social e o quanto os mesmos poderão impactar a imagem da empresa?”

3.3. Contexto do estudo

Muitas empresas utilizam o Instagram como “cartão de visita” para divulgar seu trabalho, como ocorre com a empresa utilizada no caso de estudo, Magna

Flora - Plantas e Flores Especiais, que atua no mercado brasileiro de plantas e flores ornamentais a mais de 20 (vinte) anos e tem sede na pequena cidade de Holambra, estado de São Paulo, Brasil. A cidade é famosa pela produção de flores e plantas de alta qualidade e atualmente a Magna Flora é a maior produtora Crótons da América Latina (figura 2).

A empresa, que apesar de trabalhar no mercado B2B, tem no Instagram um cartão de visitas e uma estratégia de comunicação B2C. Ou seja, a Magna Flora estabelece uma comunicação com o cliente final, com o intuito de potencializar o interesse desses sobre seus produtos, que, porém, apenas podem ser consumidos através de outras empresas que fazem a revenda do produto da Magna Flora.

Ainda, em alguns poucos casos, é possível encontrar comentários “negativos” por parte dos seguidores da empresa em sua página do Instagram, alguns destes ressaltam que os produtos são muito caros e é aqui que a empresa encontrava alguma dificuldade. Não sabia como lidar com tais seguidores e comentários, por isso o presente estudo de caso se mostrou uma mais valia.

“Magna Flora - Flores e Plantas Especiais”

A empresa Magna Flora atua no mercado B2B, mas apesar disso possuem um perfil no Instagram muito ativo, pois, como já mencionado, este lhes serve como “cartão de visita”, atraindo muitas pessoas que se interessam por seu produto, seja pela beleza ou porque buscam saber onde adquiri-lo. Até a data da pesquisa contava com 50 (cinquenta) mil seguidores e 946 (novecentos e quarenta e seis) publicações.



Figura 2 - Estufa para produção da planta Cróton Petra

Ainda, ao fazer uso da ferramenta Minter.io é possível perceber que a rede social da empresa está em ascensão, ou seja, a quantidade de seguidores está a crescer como podemos ver na figura 3.

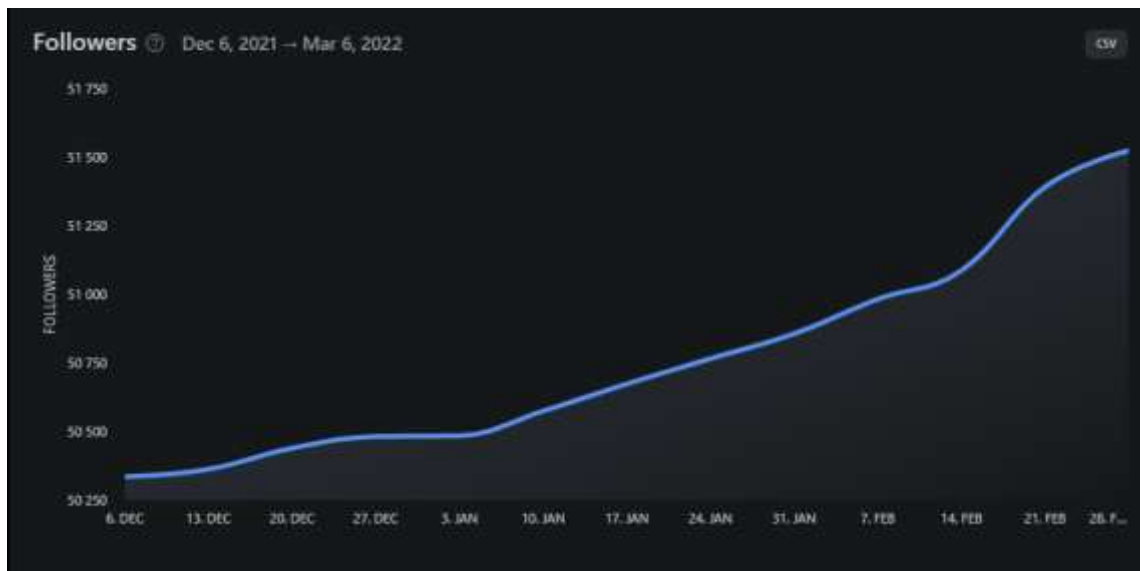


Figura 3 - Crescimento seguidores

Outro indicador que chama atenção e pode ser considerado de suma importância é relação entre novos seguidores menos seguidores perdidos, por exemplo na figura 4 vemos que no dia sete de fevereiro a empresa ganhou 267 (duzentos e sessenta e sete) novos seguidores, mas veio a perder 163 (cento e sessenta três), ou ainda, o dia catorze de fevereiro, dia em que a empresa ganhou 451 (quatrocentos e cinquenta e um) novos seguidores e veio a perder 146 (cento e quarenta e seis). Com esses dados em mãos vemos que a empresa ganha muito mais seguidores do que perde.

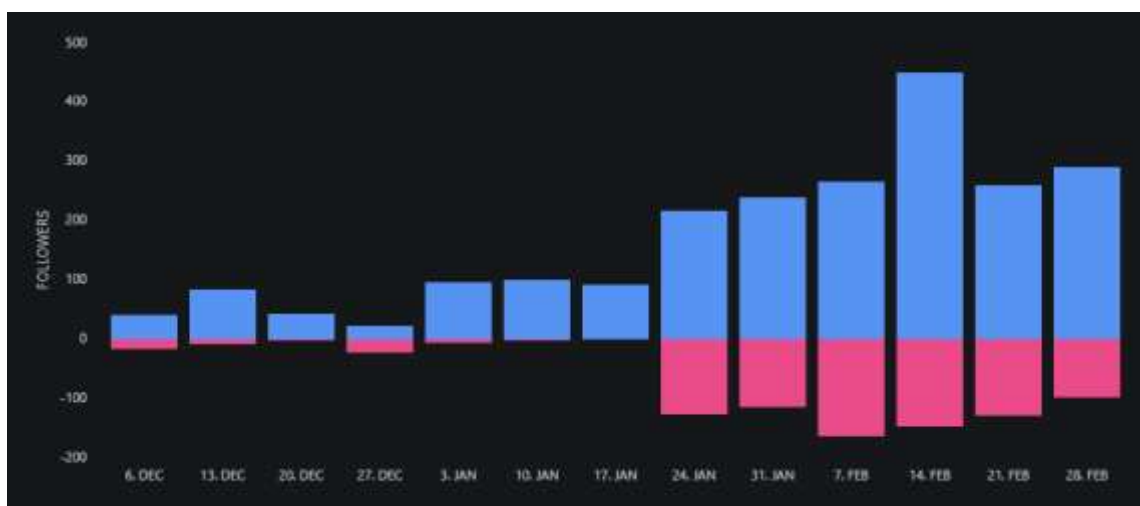


Figura 4 - Novos seguidores vs. seguidores perdidos

Ainda, é importante ressaltar que a grande maioria do público é do sexo feminino, conforme se verifica na figura 5.

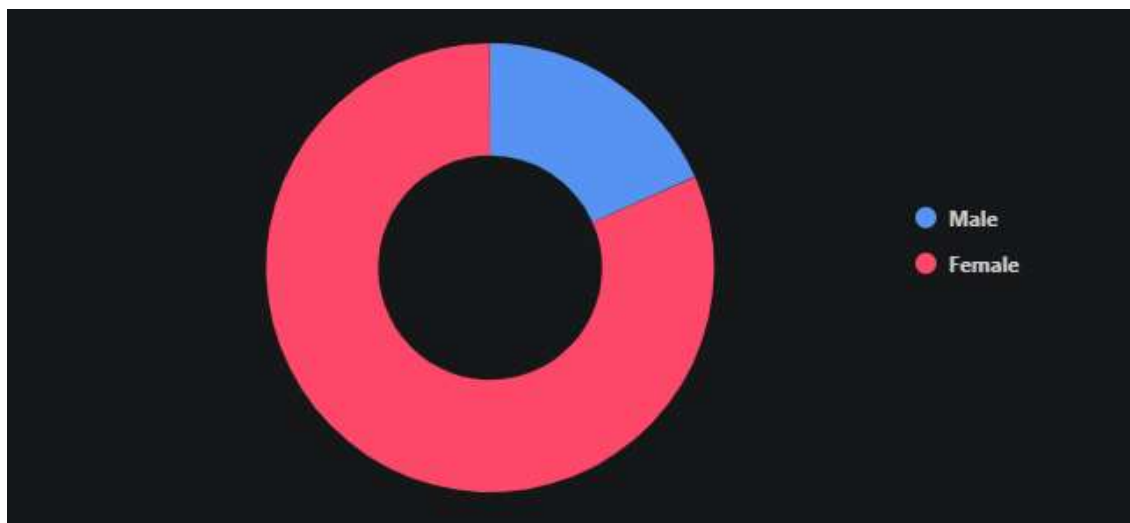


Figura 5 - Sexo dos seguidores

Ainda, vale ressaltar que a grande maioria dos seguidores são brasileiros (figura 6). O que se justifica, haja vista a empresa comercializar seus produtos no Brasil.

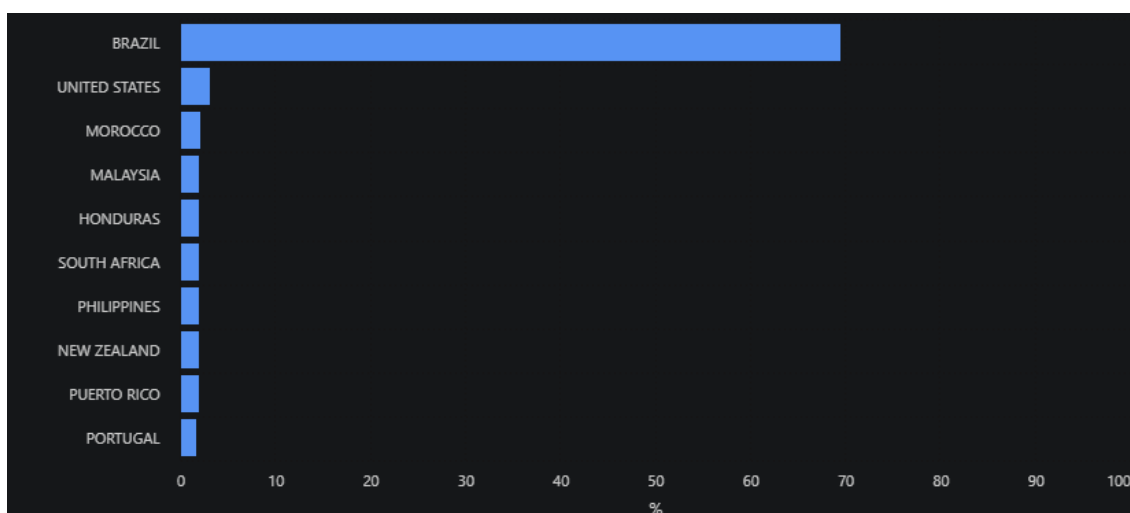


Figura 6 - País dos seguidores

Por fim, é certo que grande maioria dos seguidores são falantes da língua portuguesa, como se verifica na figura 7.

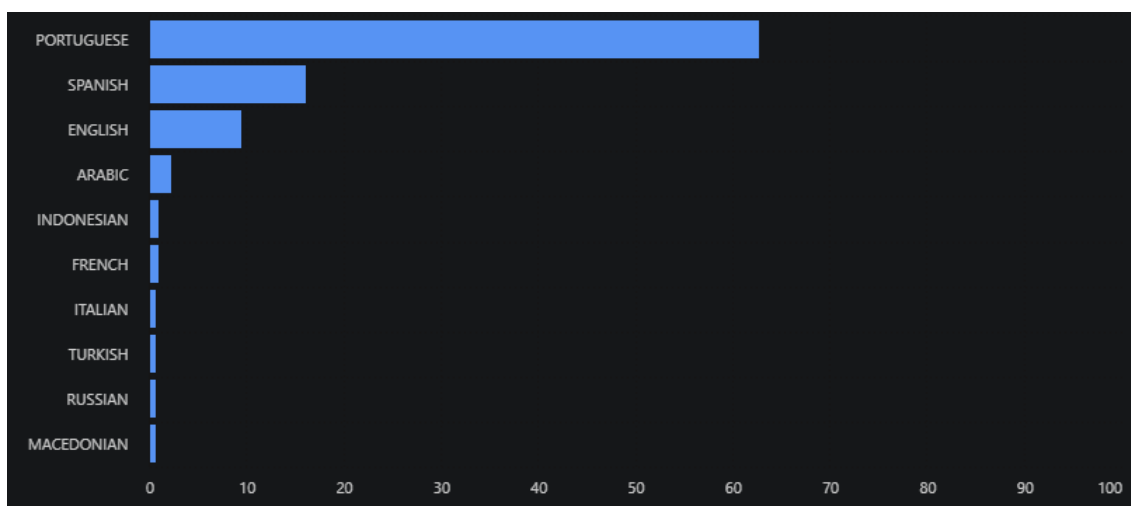


Figura 7 - Língua dos seguidores

É importante ressaltar que grande maioria dos seguidores estão situados na cidade de São Paulo, seguido por Taguatinga e depois por Belo Horizonte, todas elas localizadas no Brasil (figura 8).

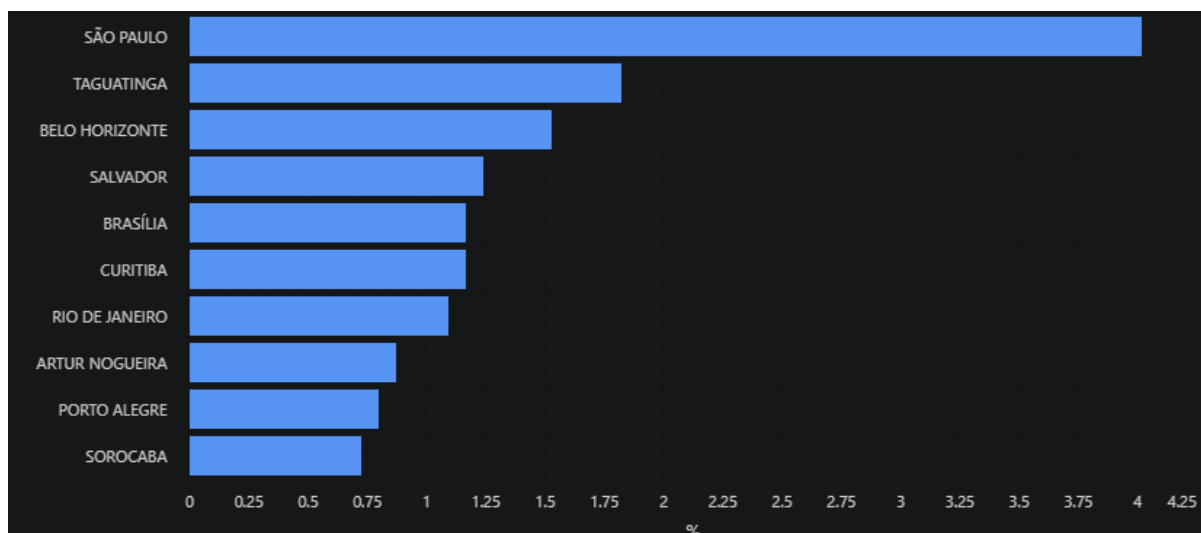


Figura 8 - Cidade dos seguidores

Por último, mas não menos importante, é importante, também apontar qual horário os seguidores da empresa no Instagram estão online, pois, sabendo disso,

pode-se programar melhor horário para fazer *posts*, *lives* ou mesmo *stories*. Assim, ao analisarmos a imagem 9, temos que os seguidores estão mais presentes no Instagram 20h e 21h na segunda-feira, terça-feira e quarta-feira, já na quinta-feira estão online as 21h.

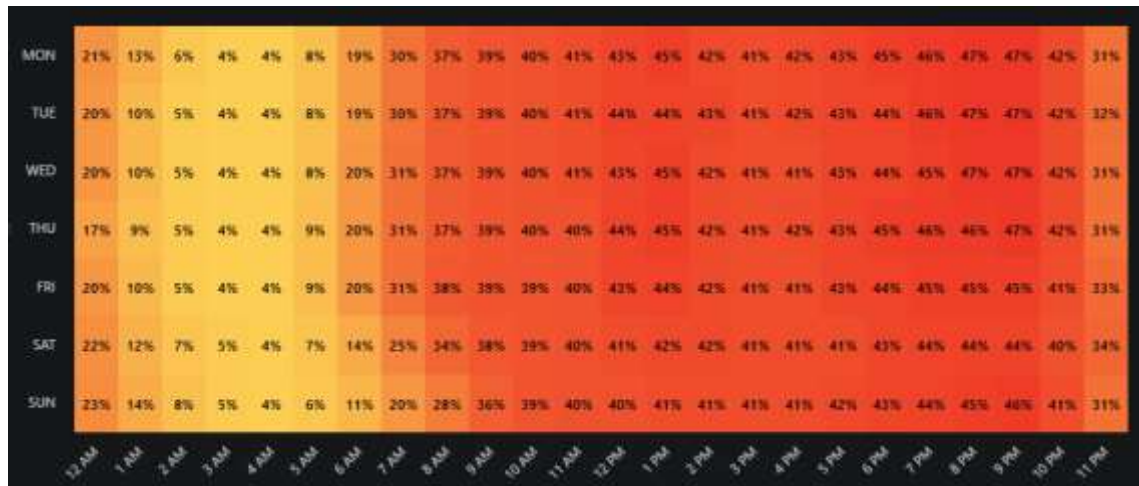


Figura 9 - Seguidores online

Por meio do Instagram a empresa apresenta os seus produtos, a empresa em si e os colaboradores e utilizam como estratégia a “informação”. Toda semana postam vídeos ricos em conteúdo para auxiliar os seguidores a cuidarem melhor de suas plantas. Além disso, nos comentários dos *posts* também tiram dúvidas de seus seguidores e interagem com eles de forma ativa, sempre respondendo os comentários feitos, sejam eles positivos ou negativos. Quando negativo tentam explicar que o produto tem seu preço devido ao tempo e quantidade de trabalho envolvido para produzir uma planta no tamanho em que são comercializadas por eles.

Outra parte da estratégia é a “atenção”. Invariavelmente solicitam para que algumas pessoas que comentaram suas publicações os chamem no “privado” para sanar dúvidas mais específicas, como por exemplo: em situações em que um cliente quer saber onde comprar os produtos na cidade onde reside, então este os

chama no privado para dizer qual a cidade onde reside e a empresa responde informando quais as lojas naquela região revende seus produtos. A plataforma Instagram se tornou uma mais valia, pois assim os possíveis consumidores tomam contato com o produto e acabam se fidelizando pela qualidade, atenção que recebem e por acompanharem o dia a dia da empresa, ou seja, criam laços com a marca.



Figura 10 - Local produção, vista aérea

3.4. Tecnologias adotadas

Nesse estudo optou-se por utilizar ferramentas como *SenticNet*¹ que é uma ferramenta de análise semântica, somada à ferramenta *SentiStrength*¹ capaz de minerar a opinião e realizar a análise de sentimento e, por fim, somou-se as duas a ferramenta LIWC. E, além das ferramentas já mencionada, também fez-se uso da ferramenta Minter.io.

Primeiramente optou-se por utilizar a ferramenta SenticNet pois na fase de extração de palavras ou frases individuais pode-se atribuir conceito as palavras de forma individual e, então, posteriormente foi utilizada a ferramenta SentiStrength e, está se mostrou uma mais valia pois, com esta é possível minerar opinião e, assim realizar a análise de sentimento. Ainda, optou-se por utilizar a ferramenta LIWC, pois com esta é possível identificar diferentes categorias de palavras em uma ampla variedade de textos.

Já a ferramenta Minter.io se mostrou uma mais valia, pois possibilitou uma melhor compreensão da página de Instagram da empresa objeto de análise. Com esta ferramenta pode-se perceber o perfil dos seus seguidores, com por exemplo, gênero, idade, região onde residem, que língua falam etc.

4. Recolha e tratamento de dados

4.1. Extração de comentários

Para a análise desse caso de estudo, foi preciso extrair os comentários feitos nos posts na página do Instagram da empresa e no total foram analisados 11099 (onze mil e noventa e nove) comentários. Para fazer o download dos comentários, utilizou-se o programa *Iconsquare*, que extraia os comentários do Instagram e posteriormente os transferia para uma planilha Excel. Nessa etapa os comentários feitos pela própria empresa foram apagados, pois o que interessa para análise de sentimento são os comentários feitos pelos seguidores da empresa no Instagram, e depois criado um documento XPS. Isso feito, o documento final (XPS) foi processado pelo programa *Leximancer*, onde foi feito todo o trabalho de processamento.

Embora já mencionado que a análise de sentimento possa ser realizada a partir de fontes como, áudio, vídeo e texto, o presente trabalho focou apenas neste último (texto), mais especificamente comentários feitos em posts na plataforma de mídia social Instagram. Ainda, vale destacar que foram utilizados diversos métodos combinados para extrair o melhor resultado possível. Um dos métodos utilizados foi *sentence level*, haja vista esse ser eficaz na identificação de sentimentos positivos, negativos e neutros presentes em uma frase e o fato de que os comentários feitos nos posts estavam cheios de palavras como “amo”, “amei”, “linda”, dentre outros. Ou seja, expressavam de forma direta o sentimento do redator do comentário.

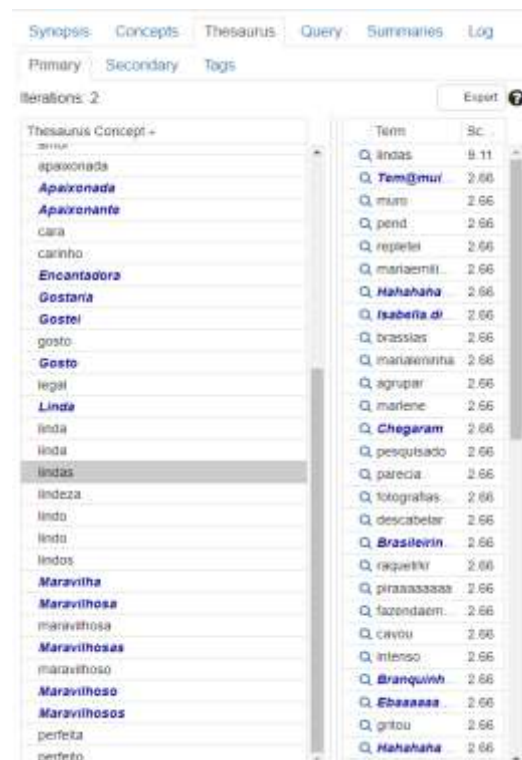


Figura 11 - Palavra “lindas” como seed

Somado ao método *sentence level*, fez-se uso da modelagem em dicionário orientado por tópicos, fazendo uso da integração entre *seeds* pré-existentes para construir dicionários de múltiplo domínios (*dictionary based*). O uso de *seeds* se mostrou de suma importância e um grande facilitador por ser o conjunto de

palavras conceituais que representam o ponto de partida do conceito, com mais termos sendo adicionados à definição por meio da aprendizagem (*machine learning*).

A imagem (figura 11) demonstra como a utilização da palavra “lindas” como *seed* e tornou uma geradora de conceitos que foram adicionados à definição, na coluna da esquerda, percebe-se a seleção da palavra “lindas” e na coluna direita os termos e palavras que foram incluídas dentro da definição da palavra “lindas”. Já na figura 12 temos um exemplo do porquê de o software entender dessa forma (palavra linda como *seed*). ‘Por exemplo, a palavra “muro” foi aqui incluída devido ao comentário feito por um seguidor, “Faria um muro de ficus lyrata!!!! Que lindas”. Ou seja, a palavra “muro” não é relevante para a pesquisa, mas o fato de a pessoa ter achado a planta linda é.

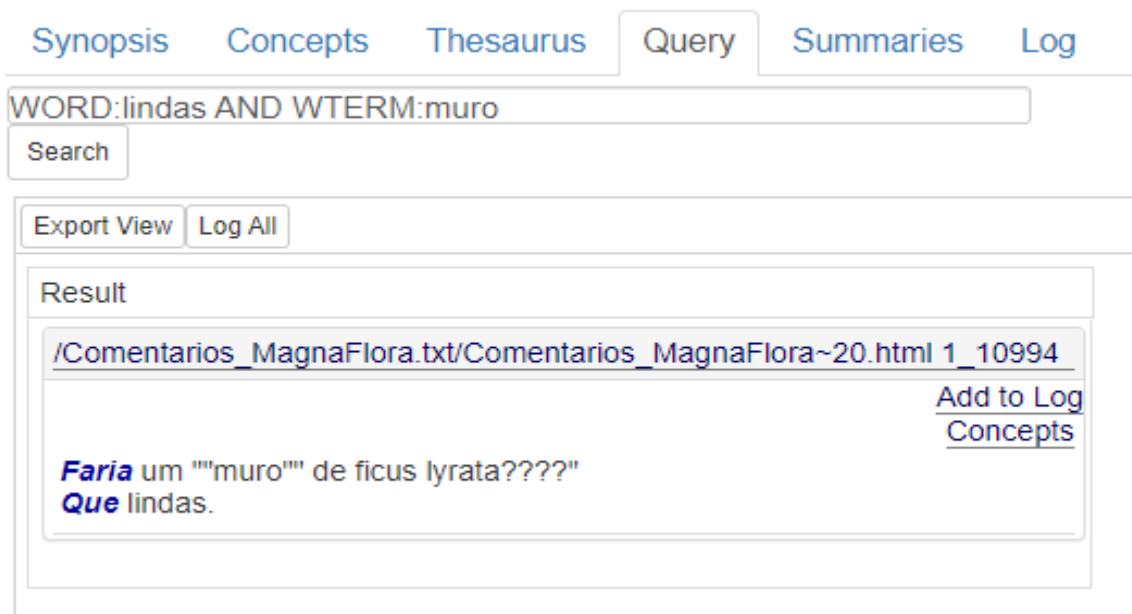


Figura 12 - Seed linda no contexto da frase

Somou-se, também, o uso de *machine learning* para garantir o melhor resultado possível, haja vista que quanto mais utilizada, mais “aprende” e mais assertiva é e, para garantir o resultado fez uso do seguinte modelo básico:

- 1) Aplicar *tagger* a cada exemplo no conjunto de dados utilizados;
- 2) Realizar a coleta de todos os adjetivos ou advérbios;
- 3) Criar um conjunto de palavras mais populares encontradas;
- 4) Utilizar o conjunto de palavras mais comuns para criar um vetor de recurso para cada exemplo.

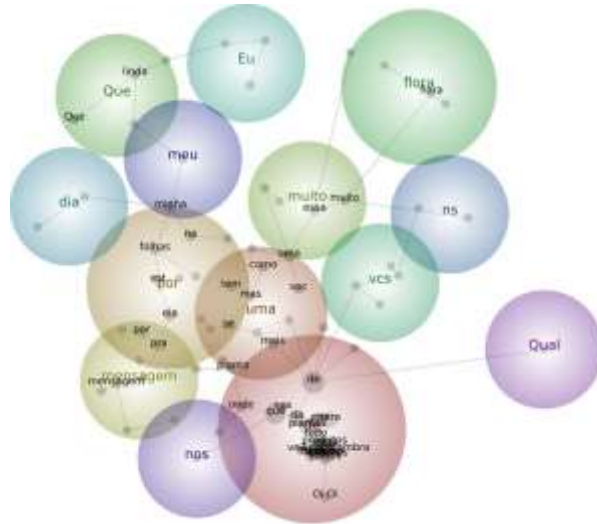


Figura 13 - Procedimento de identificação feito pela primeira vez para identificar quais palavras precisavam ser eliminadas e quais adicionar para atingir o melhor resultado

Ou seja, no caso em tela buscou-se encontrar os adjetivos e advérbios mais comuns, tais como “amo”, “apaixonante”, “linda”, “maravilhosa”, “perfeita”, dentre outros. Isto feito foi necessário eliminar e definir espaços, períodos, parágrafos e sinais de escrita, como pontos de exclamação e final, por exemplo. Ainda, também foi preciso eliminar termos não relevantes para o texto ou que forneciam pouco significado, como por exemplo as palavras “qual”, “como”, “quando”, “eu”, “oi”, “bom dia”, “e”, “um”, “quanto” etc.

Ainda, foram realizados dois tipos de análises distintas, conceitual e relacional. Na primeira (conceitual), mede-se a frequência com que palavras aparecem e por isso, fez-se o mesmo procedimento duas vezes. Na primeira vez identificou-se quais as palavras que mais apareciam e os termos que precisam ser eliminados da pesquisa, como por exemplo “mensagem”, “qual”, “uma”, “por” etc. (figura 13), para então definir quais palavras eram mais importantes para o estudo.

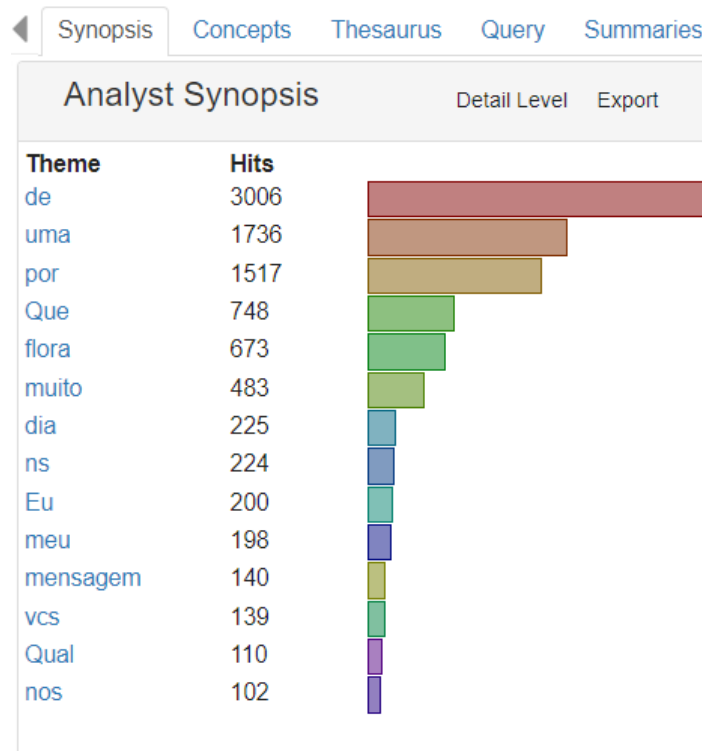


Figura 14 - Resultado análise relacional

Já, a análise relacional mede como tais palavras e conceitos se relacionam, a análise é feita pela concorrência de conceitos encontrados dentro do texto. Na figura 14 pode-se ver como os círculos se sobrepõem e mudam de cores. Quanto mais próximas as “bolinhas”, mais vezes as palavras são utilizadas nas frases que carregam o mesmo sentido, já quanto mais “quente” a cor do círculo (laranja, vermelho...) mais importante é o seu conteúdo e as cores frias (azul, verde...)

O programa *Leximancer* nos fornece uma análise detalhada de sentimento, seja ele positivo ou negativo. Este processo é feito utilizando um conjunto padrão de *seeds* adicionados pelo pesquisador e considerados por ele relevantes. Na figura 16 há duas colunas distintas, sendo que na coluna esquerda (*Thesaurus Concept*) está a palavra da qual se busca extrair o sentimento e na coluna direita (*Score*) há uma pontuação correspondente àquela palavra. Quanto menor for a pontuação, mais negativo é o sentimento. Nessa mesma figura é possível ver uma variação na escala da pontuação relativa à mesma palavra, “cara”.

The screenshot shows the 'Thesaurus' tab in the Leximancer software. It displays a list of 'Thesaurus Concept' on the left and a corresponding list of 'Term' with 'Score' on the right. The 'cara' concept is highlighted in the left column, and its corresponding term 'Q cara' has a score of 7.07, which is significantly higher than the other terms that all have a score of 2.64.

Thesaurus Concept	Term	Score
Adocoooro	Q netimabtd	2.64
Adorei	Q custom	2.64
Adoro	Q explorant	2.64
Amel	Q gratificante	2.64
amei	Q legenda	2.64
Ame	Q montesthat	2.64
amo	Q vidadea	2.64
Amo	Q Porq	2.64
Amooo	Q Acrotar	2.64
Amoooo	Q manse	2.64
Amooooo	Q Marina	2.64
Amoooooo	Q chezmarna	2.64
Amooooooo	Q gata	2.64
Amoooooooo	Q absurdo	2.64
Amer	Q intelectual	2.64
amor	Q Singuana	2.64
apasionada	Q certa	2.64
Apasionada	Q ananelenaf	2.64
Apasionante	Q nardaspot	2.64
cara	Q cara	7.07
carinho	Q Guernito	2.64
Encantadora	Q Tapa	2.64
Gostaria	Q rooe	2.64
Gostei		
gosto		
Gosto		

Figura 16 - Conjunto padrão de *seeds* selecionados para a pesquisa

As que recebem pontuação (*Score*) de 2.64 são comentários tidos como negativos, por exemplo: “Por que ela é tão cara?”. Já na pontuação 7.07, percebemos que a palavra “cara” foi tida como positiva pelo seu contexto, por exemplo, “Sua cara!! Preciso!” (o usuário “marcou” outro no post), nesse contexto “cara” pode ser considerada uma expressão linguística brasileira coloquial

percebida pela IA como um modo de dizer que o produto é perfeito para alguém e, já o termo “preciso” pode ser interpretado como a necessidade do autor em adquirir o produto.

Ainda, foi possível unir o método N-grams, pois fez-se análise da sequência de palavras e não da palavra de forma individual, para encontrar frases semelhantes. No caso em tela, foi possível reunir diversas frases que continham a palavra “linda” e reuni-las para formar um “hit”, ou seja, uma palavra *trigger*, tendo sido repetida pelo menos 522 (quinhentos e vinte e duas) vezes (figura 17).

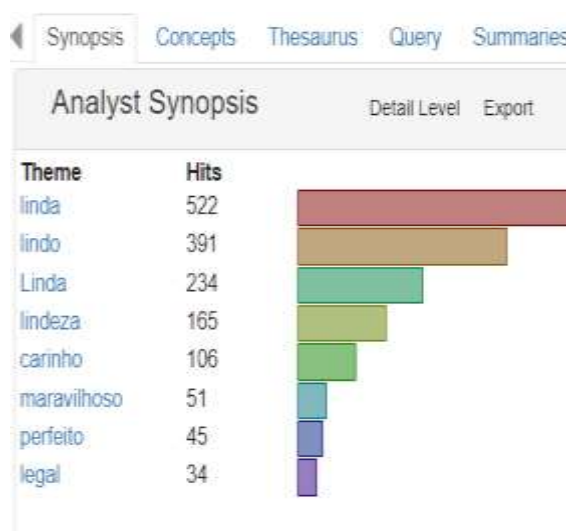


Figura 17 - Método N-grams

Por fim, de forma a complementar a pesquisa, também fez uso do método *support vector machine*, pois este modelo identifica as informações e prevê em qual classe cada *input* se encaixa, formando um novo *output*. Cada dado adicionado para análise forma um conjunto de exemplos e, assim, define categorias onde cada dado poderia se encaixar, por exemplo, na figura 10, com a palavra “linda” criou-se um *output* contendo diversas frases onde essa palavra se encaixava, ao

invés de criar diversos *outputs* com o mesmo tema. Na figura 18 é possível ver exemplos de comentários utilizados para criar o *output*.

Synopsis Concepts Thesaurus Query Summaries

Theme: **linda**
Concepts: linda, linda, amo, amor, lindos
Hits: 522

@defloresfloricultura ??
*Hola soy **Ver** nica, de **Santiago de Chile** ????. como estara **Vivian**, ella es una persona muy linda, que debo hacer para que mis liratas se pongan mas lindos aun, como los de ustedes, se le mancharan algubas hojas, le coloco agulla poca dos veces x semana, le voy colocando tierra nueva estan muy grandes i con muchas hojitas bien levantadas

@vmtkrvgjrd soy de ????. ????. **Chile** amo **Brasil**, personas amables, envia mensaje respecto a como puedo comprar crotones para mi hogar, quiero uno de cada color y sus cuidados, son de pleno sol, sombra, interior, exterior, negro y que vitaminas debo agregar para que sean tan hermosos como los de ustedes, quedare muy agradecida, mucho abrigado muchas gracias.

Lindas??
????????????????
??????
Afe que eu amo muito essa planta linda!

Lindos! tus **Lyrata** e linda essa mulher empreendedora ??
Ler um bom livro com essa paisagem amo ler!

Que bella flor, tal linda como **Vivian**, como esta ella?, estoy triste no me contesta los mensajitos que le envio por interno y estoy muy triste por lo que sucede en **Brasil**, por la **Pandemia**, quiero y amo a **Brasil**, que dios rescate las almas que han fallecido y las tenga en un **Para** so hermoso y que bendiga y proteja a los que estamos vivos a n bendiciones para **Brasil** a todo el mundo y para ustedes que aman la naturaleza, con mucho cari o ??????

Figura 18 - Palavras mais comuns nos comentários associadas ao termo "linda"

“belo” ou ainda, predileção ou interesse, por exemplo “gosto muito das cores desse cróton”. Por fim, “amei”, que nesse contexto (português coloquial no Brasil), pode significar “adorei”, “apaixonei” ou “gostei”.

Já na figura 20 pode-se perceber com quais palavras a palavra “lindo”, por exemplo, se relaciona com mais frequência (raio marrom um pouco mais ressaltado), ou seja, com as palavras “amo”, “gosto”, “maravilhoso”, dentre outras.

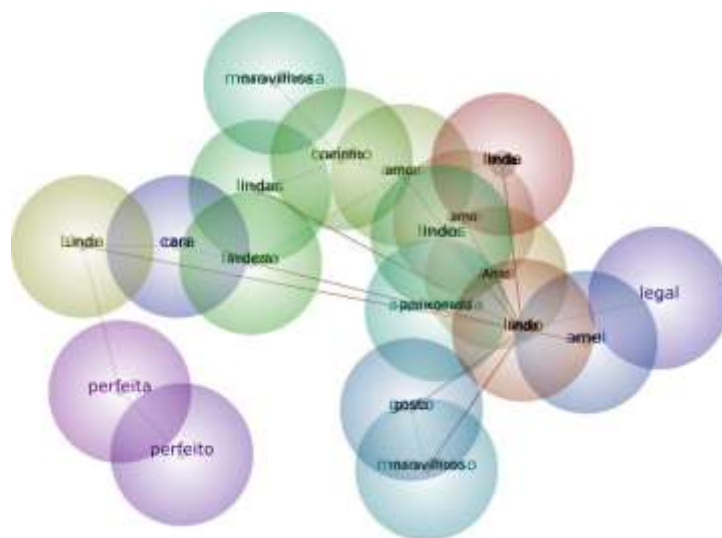


Figura 20 - Relação palavra "lindo"

Na figura 21, por sua vez, podemos ver as palavras classificadas por sua importância relativa e vemos que a palavra “cara” aparece 26 (vinte e seis) vezes, não sendo de grande relevância e mesmo assim, invariavelmente, possui conotação positiva.

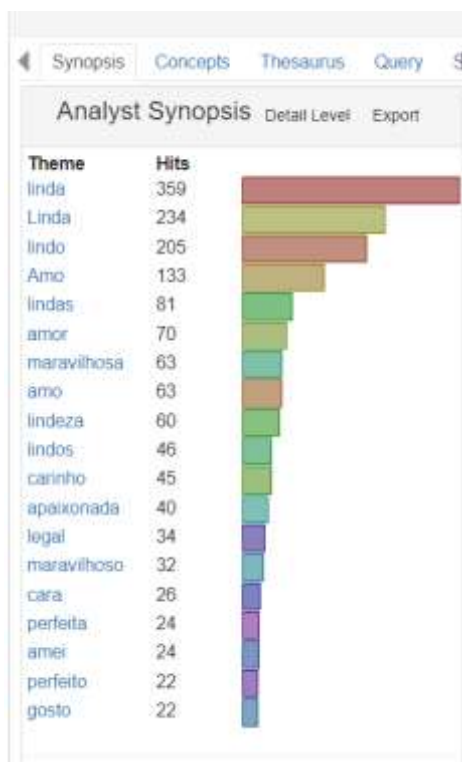


Figura 21 - Classificação das palavras de acordo com sua importância

Como podemos ver na figura 22, devido as cores e pela seleção de palavras feitas pela ferramenta, podemos ver que os consumidores gostam muito dos produtos comercializados pela empresa.

Mas, com o intuito de confirmar o resultado apresentado pelo programa *Leximancer*, as páginas do Instagram daqueles que fizeram comentários negativos foram visitadas uma a uma, sendo pouco tal procedimento foi possível e considerando a quantidade de seguidores que cada um possui, bem como sua movimentação na conta, pode-se concluir que o risco de afetar a imagem da empresa ou de influenciar digitalmente seus seguidores é baixo. Isto posto, é certo que no caso da Magna Flora o uso de software de gestão de rede não se demonstra muito necessário, pois embora a empresa tenha muitos seguidores, seus posts não recebem muitos comentários por dia, possibilitando que a pessoa

responsável pela relação pública da empresa possa acompanhá-los e até se manifestar sempre que necessário. Claro que tal ferramenta se mostra mais necessária quando a empresa recebe muitos comentários e aí sim, de fato seria necessário um software para quando recebesse comentários negativos.

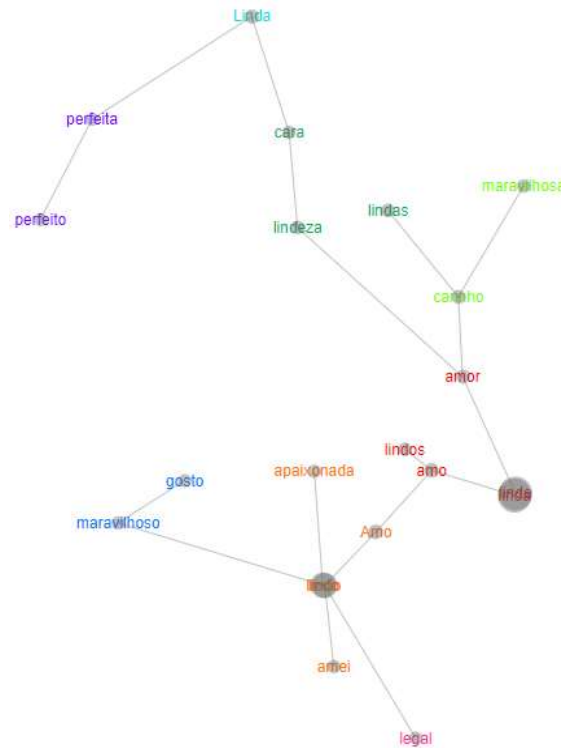


Figura 22 - Resultado análise consumidores

Ainda, identificado por meio da Análise de Sentimento o “maior” problema da empresa, qual seja, os comentários mencionando o quão caro são os produtos vale ressaltar que uma forma de demonstrar aos seguidores que os produtos possuem um preço justo seria divulgar uma média do quanto é gasto (tempo e dinheiro) para produzir uma planta que é comercializada quando ainda muito jovem, mas claro que de forma dinâmica e ilustrativa, como por exemplo, fazer uso do desenho de um vaso, que é preenchido conforme os números aparecem, para no fim ter um vaso completo. Além de deixar claro aos seguidores que para uma planta chegar ao tamanho pelo qual comercializam envolve muito mais dinheiro e tempo e por isso os gastos são maiores.

Muitas empresas não gostam e não adotam esse tipo de abordagem, então uma alternativa seria comercializar plantas ainda menores. O presente trabalho foi desenvolvido analisando uma única empresa, sem levar em consideração seus concorrentes, e nem tão pouco o mercado de flores e seus consumidores, o que é um fator limitante.

Contudo, o objetivo principal do presente trabalho não é analisar o mercado como um todo, mas sim identificar o quanto um comentário negativo ou positivo poderia impactar a imagem de uma marca ou produto e no caso em tela, ficou claro que os comentários negativos produzem pouco impacto, enquanto os positivos geram ótimos frutos para a imagem da empresa, restando claro que o produto é bem querido pelos consumidores em geral.

5. Conclusão e trabalho futuro

5.1. Síntese da Investigação

É certo que as plataformas de mídias sociais ganham cada dia mais importância na vida em sociedade e muitas empresas acabam por utilizá-las como forma de se fazerem conhecer e atingir um público consumidor ainda maior, por isso, é importante compreender as atitudes destes face aos produtos/serviços da marca, além disso, há uma grande quantidade de informação sendo geradas todos os dias que pode auxiliar as empresas.

Com o presente estudo buscou-se melhor conhecer e caracterizar conceitos inerentes à análise de sentimento para melhor entender o que é e, também para que se pudesse desenvolver e tentar apresentar uma solução ao estudo de caso desenvolvido. Com este identificou-se o problema que a empresa tinha, qual seja: “como lidar com os comentários negativos realizados na plataforma de mídia social e o quanto os mesmos poderiam impactar a imagem da empresa?”. Para atingir o resultado esperado na investigação, primeiramente foi preciso analisar e escolher as ferramentas que melhor atendiam a necessidade da investigação, posteriormente extrair e tratar os dados da plataforma de mídia social Instagram e, por fim, analisar o resultado e sugerir melhorias.

É certo que a análise de sentimento pode ser uma grande aliada nessa jornada, como por exemplo no estudo de caso, alguns poucos usuários da plataforma de mídia social Instagram alegaram que os produtos oferecidos pela Magna Flora eram muito caros. Com essa informação em mãos pode-se pensar em formas de melhor “trabalhar” esses usuários para que seus comentários não impactem a imagem da marca na mídia social, como por exemplo, o quanto custa produzir

uma pequena planta, longe da idade em que é vendida no mercado ou ainda, formas de melhor responder tal usuário (o que a marca já vem fazendo).

Ainda, no caso de uma empresa que recebe muitos comentários negativos nas plataformas de mídia social, esta poderia fazer uso da análise de sentimento para melhor entender o porquê dos consumidores estarem insatisfeitos e então utilizar esses dados/informações para aperfeiçoar seu produto/serviço e, então conquistar novos seguidores na plataforma de mídia social, bem como possíveis novos consumidores.

Para atingir o objetivo de prover *insights* para que a empresa melhor compreenda como lidar com comentários negativos na plataforma de mídia social Instagram, bem como o impacto que os comentários não positivos tinham sobre a imagem da empresa, fez-se uso da ferramenta *Leximancer* que mescla mais de um método para atingir um melhor resultado e que possui uma interface que não demanda muito conhecimento de programação do usuário. Vale ressaltar que muitos pesquisadores não têm domínio técnico sobre ferramentas de programação pura, assim, interfaces mais “amigáveis” auxiliam os usuários que pouco ou nada entendem de programação, ressaltando as facilidades que os programas propiciam e a importância dos trabalhos com gráficos que, transformam os dados analisados muito mais visuais se comparados com conjunto numérico.

No caso objeto de estudo, restou claro que os comentários negativos tinham pouco impacto sobre a imagem e produtos da empresa, especialmente pelo fato de que os usuários que os fizeram tinham pouco “seguidores” e não a utilizavam de forma assídua. Além disso, a grande maioria dos comentários eram positivos ou muito positivos, ou apenas breves indagações de onde poderiam adquirir o produto ofertado pela empresa.

5.1.2. Considerações sobre as ferramentas utilizadas para análise de sentimento

Primeiramente, Leximancer, é uma ferramenta de análise utilizada para identificar conceitos, palavras-chaves e ideias. De fato, se mostrou muito útil ao auxiliar na identificação de sentimentos nos comentários feitos pelos seguidores da empresa Magna Flora na plataforma de mídia social Instagram. Com essa ferramenta foi possível analisar de forma rápida uma grande quantidade de comentários. A interface é intuitiva e de fácil utilização, contudo, após filtrar os dados não é muito simples encontrar os autores dos comentários e como não se conecta a plataforma Instagram de forma direta não é fácil acessar o perfil do usuário autor do comentário, tão pouco utilizá-la para extrair os comentários diretamente da plataforma de mídia social. Tais considerações, indicam pontos nos quais as ferramentas poderiam ser aprimoradas, ou ainda a necessidade de, em investigações futuras, buscar ferramentas que consigam trazer soluções para tais aspectos.

Por sua vez, Iconsquare, também possui interface intuitiva e dentre diversas funções, uma delas é fazer download dos comentários para a planilha Excel. Apesar de tudo, o trabalho de extração dos comentários é pouco prático, pois é preciso acessar *post a post* e então fazer download dos comentários, cada *post a* gerar uma planilha Excel diferente e é necessário reunir toda a informação manualmente. Sendo assim, outras ferramentas de integração de dados seriam importantes, para automatizar o processamento de dados e assim criar um sistema que tire mais proveito da automação propiciada pelos programas.

Já a ferramenta Minter.io funciona como um Instagram Analytics, mas de uma forma um pouco mais profunda. Com essa ferramenta foi possível entender melhor a página da empresa, por exemplo, com ela vimos de forma clara que a

mesma vem crescendo, que a grande maioria dos seguidores são do sexo feminino e residem na cidade de São Paulo, Brasil. Ainda, foi possível analisar métricas importantes como ganho e perda de seguidores e identificar o horário que os seguidores estão mais ativos na plataforma. A ferramenta é útil e intuitiva e envia relatórios diários, semanais e/ou mensais para o usuário cadastrado, apresentando o desempenho da página.

5.1.3. Principais contributos do presente trabalho

O presente trabalho buscava identificar, se é ou não possível perceber o impacto que um comentário negativo feito na plataforma de mídia social Instagram pode causar na imagem da marca/produto, além de perceber qual o impacto que este teria junto aos seguidores daquele que tece comentários negativos, ou seja, quantas outras pessoas esse usuário pode influenciar. Ocorre que no estudo de caso em tela a empresa não recebe muitos comentários negativos, apenas um ou outro seguidor a se queixar do preço do produto.

Isto posto, foi possível verificar, utilizando software para auxiliar, os comentários negativos, haja vista que havia uma grande quantidade de comentários no Instagram da empresa objeto de estudo. Posteriormente foi possível confirmar, de forma manual, que os comentários tecidos por usuários da plataforma Instagram não geravam impacto negativo à imagem da empresa, pois os usuários que o fizeram não eram muito ativos no Instagram e pouco interagiam com terceiros, além disso não tinham uma quantidade de seguidores significativa com quem poderiam partilhar seus sentimentos negativos face a empresa.

5.2. Trabalho futuro

Com trabalhos futuros, pretende-se explorar de forma automatizada a relação entre os usuários da plataforma de mídia social e o comentário feito, para que então possa-se ter um entendimento completo acerca dos eventuais impactos negativos que um comentário possa causar à marca ou produto. No caso estudo de caso verificou-se que os consumidores gostam muito da empresa objeto de estudo e que os poucos comentários negativos que recebe não geram grande impacto, haja vista não serem grandes influenciadores na plataforma de mídia social Instagram.

Ainda, seria uma mais valia conseguir analisar mais de uma empresa do mesmo setor ao mesmo tempo, para se ter uma ideia mais completa acerca do mercado como um todo, além de comparar os resultados. Ademais, considerando que os comentários nas plataformas de mídia sociais são públicos, é possível comparar as empresas do mesmo setor, para então ver como cada qual lida com comentários negativos, verificar a estratégia de cada empresa e então, analisar os impactos dos mesmos de forma individual.

Tendo essas informações em mãos é possível então, verificar qual/quais estratégia (s) tem gerado mais resultados positivos, pois fazendo uso deste mecanismo é possível analisar o sentimento de cada consumidor face às marcas concorrentes e, tendo tais dados em mãos é possível traçar uma estratégia para melhor lidar com os comentários negativos, estratégia essa que gere mais resultados positivos para a marca.

Outro ponto que pode ser trabalhado no futuro é comparar o sentimento dos consumidores face às marcas concorrentes, para então perceber como os consumidores veem cada marca de forma individual e, também, qual marca é

mais bem quista por eles e utilizar essas informações para traçar estratégias para elevar a confiança e fidelidade dos consumidores à marca.

Ainda, vale lembrar que a tecnologia vem avançando de forma cada vez mais rápida e se tornando cada vez mais eficiente, por isso, é importante que nos próximos estudos faça-se uso de novas ferramentas mais modernas. Feito isso será possível comparar o resultado obtido, bem como as ferramentas em si. Além disto, é possível elaborar o estudo utilizando programação em ferramentas como o Python, por exemplo, para também comparar o resultado obtido e o quanto as ferramentas evoluíram e, também, seria uma mais valia utilizar e testar as funcionalidades de ferramentas licenciadas, ou seja, que demandam o pagamento de uma quantia para que se utilize todas as suas funcionalidades, como por exemplo a ferramenta Minter.io. Neste estudo fez-se da versão não paga, mas certo é que a versão paga oferece muito mais dados relevantes a este estudo.

Por fim, mas não menos importante, seria uma mais valia desenvolver o estudo com uma equipa multidisciplinar envolvendo pesquisadores das mais diversas áreas tais como jurídica para analisar o tratamento de dados, marketers para pensar nas campanhas publicitárias, relações públicas para lidar com os usuários que fazem comentários nas plataformas de mídias sociais e programadores para lidar com as ferramentas de *machine learning* e com as demais.

Referências bibliográficas

- Ahmed, K.; El Tazi, N.; Hossny, A. H. . Sentiment Analysis Over Social Networks: An Overview (2015). IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, SMC 2015, <https://doi.org/10.1109/SMC.2015.380>
- Berger, J., Humphreys, A. Ludwig, S. Moe, W. W., Netzer, O., & Schwidel, D. A. (2020). Uniting the Tribes: Using Text for Marketing Insight. *Journal of Marketing*, 84(91), 1 - 25. <https://doi.org/10.1177/0022242919873106>
- Bhadane, C., Dalal, H., & Doshi, H. (2015). Sentiment analysis: Measuring opinions. *Procedia Computer Science*, 45(C), 808-814. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.03.159>
- Bollen, J., Mao, H., & Zeng, X. (2011). Twitter mood predicts the stock market. *Journal of Computational Science*, 2(1), 1–8. <https://doi.org/10.1016/j.jocs.2010.12.007>
- Chandrasekaran, G., Nguyen, N. T. & Hemanth, J. D. (2021). "Multimodal sentimental analysis for social media applications: A comprehensive review". *WIREs Data Mining Knowl Discov*, 1 - 28, <https://doi.org/10.1002/widm.1415>
- Eliashberg, J., Hui, S. K., & Zhang, Z. J. (2014). Assessing box office performance using movie scripts: A kernel-based approach. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 26(11), 2639–2648. <https://doi.org/10.1109/TKDE.2014.2306681>
- Howells, K., & Ertugan, A. (2017). Applying fuzzy logic for sentiment analysis of social media network data in marketing. *Procedia Computer Science*, 120, 664 - 670. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2017.11.293>
- J. E. Stets, "Emotions and sentiments, "in *Handbook of Social Psychology*, J. Delamater, ed. New York, NY, USA: Plenum, 2003, pp. 309 - 335
- aput Munezero, M., Montero, C. S., Sutinen, E., & Pajunen, J. (2014). Are they different? affect, feeling, emotion, sentiment and opinion detection in text. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 5(2), 101-111 - <https://doi.org/10.1109/TAFFC.2014.2317187>
- Jindal, K., & Aron, R. (2021). Material Today: Proceedings analysis in social media with classifier ensembles. *Proceedings - 16th IEEE/ACIS International Conference on Computer and Information Science, ICIS 2017*, 273-278. <https://doi.org/10.1109/ICIS.2017.7960005>

- Mai, L. (2021). *Joint sentence and aspect-level sentiment analysis of product comments*. 493–513.
- Munezero, M., Montero, C. S., Sutinen, E., & Pajunen, J. (2014). Are they different? affect, feeling, emotion, sentiment and opinion detection in text. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 5(2), 101-111 - <https://doi.org/10.1109/TAFFC.2014.2317187>
- Netzer, O., Lemaire, A., & Herzenstein, M. (2019). When Words Sweat: Identifying Signals for Loan Default in the Text of Loan Applications. *Journal of Marketing Research*, 56(6), 960–980. <https://doi.org/10.1177/0022243719852959>
- Oliveira, Aletheia Machado. Redes Sociais Virtuais, Blog, Wiki e Moocs, como parte de uma arquitetura pedagógica. 2016. Rehutec, Vol 5, No. 1, 12. *apud* De Sales Moreira, V., Siqueira, S. W., Andrade, L., & Pimentel, M. (2016). Análise de sentimentos: *Comparando o uso de ferramentas e análise humana*. SBSI 2016 - 12th Brazilian Symposium on Information Systems in the Cloud Computing Era, *Proceedings*, 441 - 448. <https://doi.org/10.5753/sbsi.2016.5993>
- Packard, Grant, and Jonha Berger (2019), “How Concrete Language Shapes Customer Satisfaction”, working paper *apud* Berger, J., Humphreys, A. Ludwig, S. Moe, W. W., Netzer, O., & Schwidel, D. A. (2020). Uniting the Tribes: Using Text for Marketing Insight. *Journal of Marketing*, 84(91), 1 - 25. <https://doi.org/10.1177/0022242919873106>
- Pathak, A. R., Pandey, M., & Rautaray, S. (2021). Topic-level sentiment analysis of social media data using deep learning. *Applied Soft Computing*, 108, 107440. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2021.107440>
- P. R. Kleinginna and A. Kleinginna, "A categorized list of emotion definitions, with suggestions for a consensual definition", *Motivation Emotion*, vol. 5, no. 4, pp. 345-379, 1981 *apud* Munezero, M., Montero, C. S., Sutinen, E., & Pajunen, J. (2014). Are they different? affect, feeling, emotion, sentiment and opinion detection in text. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 5(2), 101-111 - <https://doi.org/10.1109/TAFFC.2014.2317187>
- Sales Moreira, V., Siqueira, S. W., Andrade, L., & Pimentel, M. (2016). Análise de sentimentos: Comparando o uso de ferramentas e a análise humana. SBSI

2016 - 12th Brazilian Symposium on Information Systems: Information Systems in the Cloud Computing Era, *Proceedings*, 441–448. <https://doi.org/10.5753/sbsi.2016.5993>

S. L. Gordon, "The sociology of sentimental and emotion, in *"Social Psychology: Sociological Perspectives*, M. Rosenberg and R. H. Turner, eds., New York, NY, USA: Basic Books, 1981 pp. 562-592 *apud* Munezero, M., Montero, C. S., Sutinen, E., & Pajunen, J. (2014). Are they different? affect, feeling, emotion, sentiment and opinion detection in text. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 5(2), 101-111 - <https://doi.org/10.1109/TAFFC.2014.2317187>

Tesch, R. (1990). *Qualitative Research: Analysis Types & Software Tools*. Bristol, PA: Falmer Press.

Yin, R., (2005) *Estudo de Caso, planejamento e métodos*, S. Paulo: Bookman

Y. Wang, and A. Pal, "Detecting Emotions in Social Media: A Constrained Optimization Approach". *Proceedings of the Twenty-Fourth International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI 2015)*, 2015, pp. 996 - 1002 *apud* Perikos, I. & Hatzilygeroudis, I. (2007). Aspect based sentiment analysis in social media with classifier ensembles. *Proceedings - 16th IEEE/ACIS International Conference on Computer and Information Science, ICIS 2017*, 273-278. <https://doi.org/10.1109/ICIS.2017.7960005>.

Dicionário Aurélio . (31 de Outubro de 2021 a). *Dicionário Online de Português*.
Fonte: Dicio: <https://www.dicio.com.br/analise>

Dicionário Aurélio . (31 de Outubro de 2021b). *Dicionário Online de Português*.
Fonte: Dicio: <https://www.dicio.com.br/sentimento/>